

基于合作协同进化的多回收站点垃圾收运问题求解

张玉州, 张子为

(安庆师范大学, 计算机与信息学院, 安徽安庆 246133)

摘要: 随着经济的持续发展和城镇化进程的快速推进, 城市生活垃圾的产出量越来越多, 垃圾处理成本不断增大, 其中垃圾收运成本占据相当大的比例, 为此分析了一种实际生活中复杂的垃圾收运问题——多回收站点的垃圾收运问题(multi-station refuse collection problem, MSRCP), 并将其映射为多中心车辆调度问题, 从而建立了以最小车辆运输费用为目标的多回收站垃圾收运问题模型。依据 MSRCP 的特点, 设计了一种基于协同进化(cooperative co-evolutionary, CC)作为外部框架的问题求解方法。首先使用改进聚类算法, 将各垃圾收集点分配至合适的回收站点, 从而将 MSRCP 转换成若干单回收点的垃圾收运问题。以各回收站点为中心, 采用一种混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA)进行车辆路径规划。最后, 以安庆市大观区生活垃圾收运为例进行了上述模型及其算法的验证, 结果表明, 该算法在降低复杂垃圾收运的运输费用时, 具有良好的性能。

关键词: 垃圾收运问题; 多回收站点; 合作协同进化; 聚类算法; 遗传算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A doi: 10.3969/j.issn.0253-2778.2020.05.018

引用格式: 张玉州, 张子为. 基于合作协同进化的多回收站点垃圾收运问题求解[J]. 中国科学技术大学学报, 2020, 50(5): 695-704.

ZHANG Yuzhou, ZHANG Ziwei. Solving multi-station refuse collection problem based on cooperative co-evolutionary algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2020, 50(5): 695-704.

Solving multi-station refuse collection problem based on cooperative co-evolutionary algorithm

ZHANG Yuzhou, ZHANG Ziwei

(School of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133, China)

Abstract: With the continuous development of the economy and the rapid advancement of urbanization, the amount of refuse produced nationwide is rapidly increasing, and the cost for refuse processing is in turn on the rise, with refuse collection occupying an increasing proportion of it. A complex refuse collection problem is investigated, i. e., the multi-station refuse collection problem (MSRCP). The MSRCP is mapped to the multi-depot vehicle routing problem (MDVRP), and a model for MSRCP with the goal of minimum vehicle transportation cost is established. According to the characteristics of MSRCP, an approach based on Cooperative Co-evolutionary (CC) as external framework is designed for the problem. Firstly, the improved clustering algorithm is used to assign each collection point to the appropriate station.

收稿日期: 2019-07-30; **修回日期:** 2020-05-20

基金项目: 安徽省自然科学基金面上项目(1808085MF173, 1908085MF194), 安徽省高校省级自然科学研究重点项目(KJ2016A438, KJ2019A0554)资助。

作者简介: 张玉州(通讯作者), 男, 1976 生, 教授。研究方向: 系统建模及优化、进化计算、智能交通。E-mail: yzhzhang@mail.ustc.edu.cn

Then, a hybrid genetic algorithm (HGA) is designed for the vehicle routing problem (VRP) with the stations as the depots and MSRCPP being divided into some VRPs. Finally, the refuse collection in Dagan District of Anqing City was taken as an example to verify the model and its algorithm, The results show that the proposed algorithm is effective in reducing transportation cost of complex refuse collection problems.

Key words: refuse collection problem; multi-stations; cooperative co-evolutionary; clustering algorithm; genetic algorithm

0 引言

人们在创造经济产出的同时,也在产生垃圾,我国城市生活垃圾清运量年均复合增长率约为 2.11%,在垃圾处理成本中,垃圾收运费用占有相当大的比例^[1]. 交通基础设施建设不断完善、环卫机械化率的提高以及政府对垃圾收运工作的重视. 在这一背景下开展垃圾收运路线的优化研究、降低垃圾收运成本具有重要的现实意义.

目前,垃圾收运问题(refuse collection problem, RCP)的研究集中于基本的单回收站垃圾收运问题,而后者可映射为基本的车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)^[2]. 于是,学者以 VRP 的研究成果为基础,对单回收站垃圾收运问题展开了一系列的探索. Molina 等^[3]同时考虑经济与环境两个优化目标,对单一垃圾填埋场的垃圾收集路线提出了解决方案. Yaakoubi 等^[4]研究了有时间窗约束的传统垃圾收集路径规划问题,使用模因算法(memetic algorithms, MA)和迭代局部搜索(iterated local search, ILS)两种算法来解决此问题. Benjamin 等^[5-6]考虑大规模的垃圾收运情况,先后提出变邻域搜索的元启发式算法和能选择最佳的垃圾回收站以进入车辆路线的(disposal facility positioning, DFP)算法求解. Akhtar 等^[7]研究有容量约束的垃圾收运问题,采用一种改进的回溯搜索算法(backtracking search algorithm, BSA)求解. Mcleod 等^[8-10]对这类问题也提出了不同的求解算法,如禁忌搜索算法、模拟退火法、分支剪切算法等.

上述研究建立在基本 VRP 的应用背景下,对单回收站的垃圾收运问题进行了建模,并提出相关问题的求解算法. 近年来,由于城镇规模的不断扩大以及垃圾量的剧增,设置多个回收站进行垃圾收运是解决该问题的常规措施. 显然,多回收站垃圾收运问题(multisite refuse collection problem, MSRCPP)较传统的单回收站问题复杂,其难点在于回收区域的划分和回收点的归属问题. 多回收站垃

圾收运问题可映射为多中心车辆路径问题(multi-depot vehicle routing problem, MDVRP)^[11], MDVRP 为基本 VRP 的扩展. 较 VRP, MDVRP 的现有研究成果非常有限,对回收区域合理划分方面研究相对稀缺,算法类型单一,王勇等^[12]以客户点聚类方法对客户进行前期划分并且形成初始路径. 许争争等^[13]对顾客按时间窗进行聚类生成基本路径. 于滨等^[14]采用基于聚集度的启发式分类算法和蚁群算法求解. Luo 等^[15]采用 K-means 算法执行聚类分析.

面对复杂问题,分而治之(divide and conquer, DC)是解决问题的有效途径之一,协同进化(cooperative co-evolutionary, CC)则是 DC 的典型代表策略,最早由 Potter 提出^[16]. CC 结合演化思想,以明确的模块化概念为基础,以交互的形式进化,为解决复杂的结构提供合理的解决方案,其求解分为 3 步:问题分解、子问题求解、子问题合并. 结合遗传算法提出的思想,引入 CC 与具体演化算法解决了一系列的复杂问题^[17-19]. 由于 MDVRP 具有明显的问题划分特征, Oliveira 等^[20]以 CC 为框架,以各驻车点为中心,首先进行任务聚类、划分,然后使用并行程序设计方案对其进行了求解.

显然,对于 MSRCPP 而言,存在两个重要的基本问题:①垃圾收集点的归属、划分;②每个回收站点的车辆路径规划. 本文以多回收站为场景,对垃圾收运问题进行了建模. 从实际情况出发,改进聚类算法,并以其进行垃圾回收点的回收站归属划分. 同时,以 CC 为算法框架,设计了一种混合遗传算法(hybrid genetic algorithm, HGA)^[21],从而形成一种基于 CC 的 HGA(CC based HGA, CC-HGA)对每个回收站对应区域内的垃圾收运车辆路径问题进行求解. 最后,以安庆市大观区为处理对象,结合安庆京环环境服务有限公司提供的基本数据和高德地图的搜索数据,通过对这些数据进行整理与分析,确定了 4 个垃圾转运站与 119 个垃圾收集点. 运算结果表明了本文所提算法对多回收站点垃圾收运问题

具有良好的求解性能。

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

垃圾收运过程包含3个阶段:第一阶段,居民产生垃圾,分类之后扔进垃圾桶,环卫工人再将垃圾桶的垃圾运至附近的垃圾收集点,这是垃圾收集的过程。第二阶段,较大容量的垃圾车沿着规定的路线将垃圾收集点的垃圾收集并转运至垃圾回收站,完成垃圾的转运过程。第三阶段,垃圾从垃圾回收站运送至垃圾处理厂或者焚烧厂,完成垃圾最后的处理过程。本文主要针对第二阶段,对垃圾收集点到垃圾回收站的路径进行研究。多回收站垃圾收运问题可以描述为:假设某地区有 M 个垃圾回收站,每个回收站都有一个车队,对该区域内 N 个垃圾收集点进行垃圾收集。车队中每辆车的承载能力已知,车辆从回收站出发,收集垃圾收集点的垃圾并运送回同一个回收站。第 i 个垃圾收集点的垃圾量为 W_i ,且只被一辆车访问一次,只能运送至任意一个回收站。采用图来描述,则假设 $G=(V,E)$ 为该垃圾收运区域,其中节点集包括 V_c 和 V_d 两个集合, $V_c=\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_N\}$ 表示垃圾收集点集合, $V_d=\{v_{N+1}, v_{N+2}, v_{N+3}, \dots, v_{N+M}\}$ 表示垃圾回收站集合, E 为边集, $(v_i, v_j) \in E (v_i, v_j \in V)$ 为任意两个节点间的边。则车辆由 V_d 各点处出发,对 V_c 中所有点服务一次且仅一次,然后回到各自对应 V_d 中出发点,在满足相应约束的前提下,使得车辆运输费用最小化。

综上所述,多回收站垃圾收运问题,不仅需要安排各转运中心车辆的配送路径,还要合理地将垃圾收集点划分到各个转运中心。在满足车容量限制的条件下,使总运输距离最短,收运成本最低。

1.2 问题假设

(I)各回收站和各垃圾收集点之间的实际距离已知;

(II)每个回收站运输车队的车辆型号相同;

(III)每个回收站调度的车辆总数不得超过其拥有的最大车辆数;

(IV)每辆车从各自的回收站出发时装载重量为0;

(V)每辆车的车载量都不超过车的容量限制;

(VI)一辆车至少可以收集一个垃圾收集点的垃圾;

(VII)一辆车最多被调度一次,从转运中心出发

再回到转运中心;

(VIII)一个垃圾收集点仅被一辆车收集,且每个垃圾回收点的垃圾容量已知。

1.3 数学模型

1.3.1 参数符号说明

多回收站垃圾收运问题数学模型的参数定义如下: M 表示垃圾回收站点的个数; N 表示垃圾收集点的个数;第 m 个回收站点具有 $K_m (m=1, 2, \dots, M)$ 辆同车型的可用车辆集; D_{ij} 表示边 (v_i, v_j) 的长度; W_i 表示垃圾收集点的垃圾量; Q 表示每辆车的最大载重量; X_{ij}^{mk} 表示第 m 个回收站的车辆 k 从节点 i 行驶到节点 j 为1,否则为0,其中 $i \neq j$ 。 Y_i^{mk} 表示客户 i 由第 m 个回收站的车辆 k 配送为1,否则为0。

1.3.2 目标函数与约束条件

$$\min \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{K_m} \sum_{i=1}^{N+M} \sum_{j=1}^{N+M} D_{ij} X_{ij}^{mk} \quad (1)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{K_m} \sum_{j=1}^{N+M} X_{ij}^{mk} = 1, i \in \{1, 2, 3, \dots, N\} \quad (2)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{K_m} \sum_{i=1}^{N+M} X_{ij}^{mk} = 1, j \in \{1, 2, 3, \dots, N\} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N W_i Y_i^{mk} \leq Q, m \in \{1, 2, \dots, M\}, k \in \{1, 2, 3, \dots, K_m\} \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^N X_{ij}^{mk} = \sum_{j=1}^N X_{ji}^{mk} \leq 1,$$

$$i \in \{N+1, N+2, \dots, N+M\},$$

$$m \in \{1, 2, \dots, M\}, k \in \{1, 2, 3, \dots, K_m\} \quad (5)$$

$$X_{ij}^{mk} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in \{1, 2, 3, \dots, N+M\},$$

$$m \in \{1, 2, \dots, M\}, k \in \{1, 2, 3, \dots, K_m\} \quad (6)$$

公式(1)为目标函数,表示使运输距离最小,也即费用最小;公式(2)(3)保证每个垃圾收集点有且只有一辆车对其进行服务;公式(4)保证每辆车的载重量不超过车子的最大载重量;公式(5)保证每辆车从一个垃圾转运站出发,最后回到相同的垃圾转运站;公式(6)是对变量的整数化约束,第 m 个回收站的车辆 k 存在从 i 到 j 的路径时取1,其他情况取0。

2 基于CC框架的算法设计

2.1 合作协同进化策略

合作协同进化算法为求解大规模、高维度等问题提供通用框架,CC框架应用于求解复杂的优化

问题. CC 框架主要分为 3 个部分^[22]: ①分解: 将复杂问题分解为若干个子问题, 其中分类方法有很多种, 根据不同的问题选择合适的分类方法; ②求解: 对每个子问题使用某种特定的算法来求解; ③合并解: 原问题的解是若干子问题解的总集合, 需要对子问题解进行合并.

合作协同进化算法框架描述如下:

Step 1 将 V_c 中的 N 个对象 $\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 按一定的分解策略划分为 M 个子集: $V_1 = \{v_1^1, v_2^1, \dots, v_{N_1}^1\}$, $V_2 = \{v_1^2, v_2^2, \dots, v_{N_2}^2\}$, \dots , $V_M = \{v_1^M, v_2^M, \dots, v_{N_M}^M\}$, 其中 N_i 代表第 i 个子集元素个数, $V_c = \bigcup_{i=1}^M V_i$ 且 $V_i \cap V_j = \varnothing, \forall i, j \in \{1, 2, \dots, M\}, i \neq j$;

Step 2 根据 Step 1 所得 M 个子集, 采用某种策略生成 M 个子群体 $\text{subpop}_1, \text{subpop}_2, \dots, \text{subpop}_M$;

Step 3 对 M 个子群体 $\text{subpop}_1, \text{subpop}_2, \dots, \text{subpop}_M$ 进行进化操作(选择、交叉以及变异等)从而得到 M 个最优子解 S_1, S_2, \dots, S_M . 所有子解合并, 得到问题的完整解 $S = \bigcup_{i=1}^M S_i$;

Step 4 进化后的 M 个子群体 $\text{subpop}_1, \text{subpop}_2, \dots, \text{subpop}_M$ 进行合作、交流, 并更新. 若终止条件尚未达到, 则转 Step 3 继续执行, 否则返回整体最优解 S .

2.2 聚类及改进

多回收站垃圾收运问题进行寻优求解时, 大多数文献主要研究其路径优化部分, 但是前期垃圾收集点的划分也是十分重要的, 分配是否合理很大程度上会影响问题的最优结果. 为方便描述垃圾收集点的划分方法, 这里以多个子集和多个客户为例作算法说明.

2.2.1 基本三标准聚类

三标准聚类算法是通过 3 个规则将客户分配到各中心点, 形成客户子集, 该算法的 3 个规则是: 到子集中客户的平均距离、到子集中客户的平均距离的方差以及到子集中最近客户的距离^[23].

R_1 到子集中客户的平均距离: 对未分配客户进行分配时, 如果未分配客户与其最近子集的平均距离和其次近子集的平均距离的差比大于 33%, 那么就客户选入分配备选客户中; 再根据分配备选客户的差比大小, 将最大的客户首先分配. 以此类推, 直到不再出现差比大于 33% 的未分配客户, 这时再利用规则 R_2 进行分配.

R_2 到子集中客户的平均距离的方差: 对规则 R_1 留下的未分配客户进行分配时, 计算未分配客户到各子集平均距离的方差, 把两个最小方差进行差比, 如果差比大于 40%, 那么就客户选入备选客户中; 再根据分配备选客户的差比大小, 将最大的客户首先分配. 以此类推, 直到不再出现差比大于 40% 的未分配客户, 这时再利用规则 R_3 进行分配.

R_3 到子集中最近客户的距离: 前两个规则都不能分配的客户通过规则 R_3 进行分配. 计算出未分配客户到已分配客户的距离, 将未分配客户分配到最近点客户所在的子集.

2.2.2 改进聚类算法

本文的聚类算法是在上述三标准聚类算法^[23]的基础上改进的, 考虑了计算平均距离的方差在 3 个方面的缺陷: 第一, 方差体现了样本与均值的偏离程度, 但是计算结果的物理意义相当于各样本的平方, 样本没有可加和性, 也不易比较相对偏离情况; 第二, 计算平均距离的方差, 体现了未分配客户到已分配子集的离散程度, 不能准确地选择最合适的那一个子集; 第三, 方差在计算方面比较复杂, 会降低算法效率. 为改进三标准聚类算法的不足, 本文将到子集中极端点的最小差值距离代替子集中客户的平均距离的方差, 来改进规则 R_2 .

到子集中极端点的最小差值距离: 对未分配客户进行分配时, 计算未分配客户到各个子集中最远点与最近点的差值, 把两个最小差值进行差比, 如果差比大于 40%, 那么就客户选入分配备选客户中, 再根据分配备选客户的差比大小, 将最大的客户首先分配, 以此类推, 直到不再出现差比大于 40% 的未分配客户.

如图 1 所示, 有 3 个子集(A、B、C)和 9 个客户(1~9). 图中客户 1~7 都是通过上述规则 R_1 分配结束, 客户 8、9 利用规则 2 进行分配, 改进规则 R_2 具体算法步骤如下:

Step 1 分别计算未分配客户 8 到 3 个子集中已分配点的最近距离与最远距离, 得到子集 A 中 L_{18} 为最近距离, L_{38} 为最远距离; 子集 B 中 L_{48} 为最近距离, L_{58} 为最远距离; 子集 C 中 L_{78} 为最近距离, L_{68} 为最远距离.

Step 2 计算客户 8 到各子集中最远点与最近点的差值: A 中差值为 $L_{38} - L_{18}$; B 中差值为 $L_{58} - L_{48}$; C 中差值为 $L_{68} - L_{78}$. 选择最小的两个差值进行差比, 以 B 与 C 为例, 假设 $L_{58} - L_{48}$ 、 $L_{68} - L_{78}$ 值

较小且 $L_{58} - L_{48} > L_{68} - L_{78}$, 则客户 8 的差比为 $\alpha_8 = ((L_{58} - L_{48}) - (L_{68} - L_{78})) / (L_{58} - L_{48})$.

Step 3 若 $\alpha_8 \geq 40\%$, 则将客户 8 选入分配备选客户中.

Step 4 重复 Step 1~Step 3, 对客户 9 进行计算, 若 α_8, α_9 均大于或等于 40%, 则将差比最大的客户首先分配, 一次计算只分配一个客户, 剩下的未分配客户继续重新开始计算; 若 α_8, α_9 均小于 40%, 结束改进规则二的分配. 若 $\alpha_8 \geq 40\%, \alpha_9 < 40\%$, 则分配客户 8、9 利用规则 R_3 进行分配.

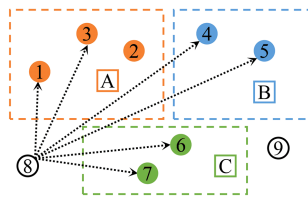


图 1 改进规则 R_2 应用说明图

Fig. 1 Diagram of improved rule R_2

2.3 混合遗传算法

遗传算法是一种基于种群遗传进化理论的启发式算法, 由于其较强的适用性被广泛用于解决组合优化问题. 在算法过程中, 种群中的每条染色体是一个解, 代表路径集合, 在种群内部选择父代染色体进行交叉、变异等操作, 运用适应度评价函数进行筛选, 通过迭代不断更新种群, 获取最优路径.

遗传算法的全局搜索能力强, 但在交叉、变异操作中具有很强的随机性, 即局部搜索能力差. 本文对传统的遗传算法进行改进, 添加了局部搜索算子, 从而形成了一种混合遗传算法 HGA. 整个算法包括染色体编码机制、初始化种群、适应度函数设计、交叉算子和局部搜索算子设计.

2.3.1 染色体编码机制与初始化种群

对 MSRCP 问题, 算法的染色体编码规则为: 假设单个垃圾回收站从 n 个垃圾收集点收取垃圾, 那么依次对垃圾收集点进行编号, 编号从 1 到 n . 所有编号不同的排列顺序均可看成不同的染色体, 每条染色体表示这个垃圾回收站对垃圾收集点进行收集的先后顺序, 同时每个垃圾收集点都有自己的一个附带属性, 即垃圾量. 表 1 所示的这条染色体中, 编号为 5 的垃圾收集点第一个被服务, 其垃圾量是 2.1; 编号为 4 的垃圾收集点第二个被服务, 其垃圾量是 1.5. 初始化种群包含多条上述染色体的集合, 所有染色体均为 n 个垃圾收集点编号随机排列生成.

2.3.2 适应度函数

生成初始化种群后, 对每条染色体进行适应度函数计算. MSRCP 问题以行驶距离作为衡量适应度的标准, 对一个垃圾回收站而言, 收集完所有垃圾收集点的垃圾所行驶的总距离越短适应度越大.

表 1 染色体示例表

Tab. 1 An example of chromosome

5	4	2	3	1	6	7	8
2.1	1.5	3.0	2.3	1.1	3.2	1.9	2.7

针对本文极小化优化模型, 定义 x 的适应度函数为

$$F(x) = C_{\max} - f(x) \quad (9)$$

式中, $f(x)$ 为个体 x 对应的目标函数值, $F(x)$ 是所得的相对适应度, C_{\max} 为 $F(x)$ 的最大估计. $F(x)$ 值越大表示个体越优秀, 即行驶距离越小.

在计算适应度函数的同时, 对染色体进行解码, 实现将染色体转换为车辆路径的方案. 模型中对车辆的最大载重量存在约束, 在满足约束条件下对路径进行划分. 如表 1 所示, 染色体编码为 {5, 4, 2, 3, 1, 6, 7, 8}, 已知每个垃圾收集点的垃圾量, 假设车子最大载重量为 10, 那么第一辆车能收集编号为 5, 4, 2, 3, 1 的 5 个垃圾收集点的垃圾, 第二辆车能收集编号为 6, 7, 8 的 3 个垃圾收集点的垃圾, 得出 5, 4, 2, 3, 1→6, 7, 8 这两条路径, 完成解码过程.

2.3.3 交叉算子

本文采用顺序交叉算法在两条路径之间交换垃圾收集点, 改变其位置生成新的服务路线, 增大了该问题解的搜索范围, 提高了种群的多样性, 具体步骤如图 2 所示. 第一步, 在初始种群中随机选择两条父代染色体 P_1, P_2 , 即两种对垃圾收集点进行垃圾收集的服务顺序. 染色体中单个基因代表单个垃圾收集点, 基因片段代表多个有服务顺序的垃圾收集点集合. 第二步, 在 P_1, P_2 中随机选取相同位置的基因片段, 分别记为 change1 和 change2; 第三步, 按一定规律改变 P_1, P_2 中 change1 和 change2 的位置, 再删去 P_1 中与 change2 相同的基因, P_2 中与 change1 相同的基因; 第三步, 按一定规律将 change2 放入删除后的 P_1 中, 将 change1 放入删除后的 P_2 中, 交叉操作完成生成子代 C_1, C_2 .

2.3.4 局部搜索算子设计

传统的遗传算法中初始化种群经过选择、交叉产生后代, 进入变异操作, 但是变异概率低, 局部搜

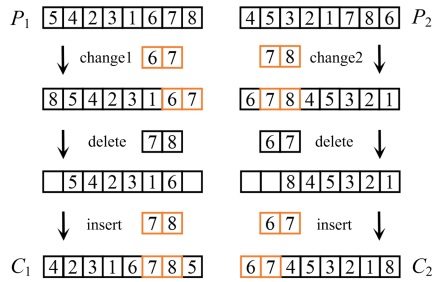


图 2 交叉算子示意图

Fig. 2 Diagram of crossover operator

索能力差,有早熟收敛的风险.本文以一定概率对初始化种群的每一条染色体依次进行 4 种局部搜索,反映到 MSRCP 问题中,就是依次以不同的方法将一条服务顺序上的垃圾收集点变换位置,找到最合适的收集顺序.

(I) single insertion (SI) 单插入:在一条染色体中,依次提取单个基因,插入到染色体的其他位置,每插入一个位置要记录当前解并与原解作比较,如果当前解优于原解,那么以当前解替换原解.这里考虑解是闭合曲线,为避免重复,单个基因插入的位置避开首基因的前一个位置和尾基因的后一个位置,如图 3 左所示.

(II) double insertion (DI) 双插入:在一条染色体中,依次提取两个连续的基因,插入到染色体的其他位置,每插入一个位置要记录解并与原解作比较,如果当前解要优于原来的解,那么将替换原解.同样这里考虑解是闭合曲线,为避免重复,基因插入的位置避开首基因的前一个位置和尾基因的后一个位置,如图 3 右所示.

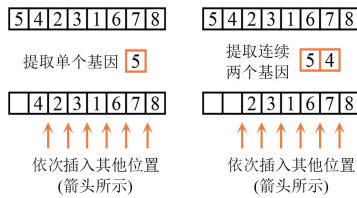


图 3 SI 算子和 DI 算子示意图

Fig. 3 Diagram of single insertion and double insertion

(III) Swap 交换算子:在一条染色体中,依次将每个基因与这条染色体上的其他基因互换位置,每换一个位置都要比较当前解与原解,较优则替换,否则保留原解,如图 4 所示.

(IV) 2-Opt:一条染色体转译成一个车辆路径方案,经常会出现路径与路径之间的交叉,这样必定会增加行驶距离,所以本文利用 2-Opt 方法来消除这

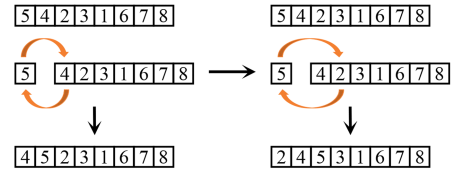


图 4 Swap 算子示意图

Fig. 4 Diagram of swap

个现象,如图 5 所示.即将一条染色体中的 2 个元素进行调换,与原染色体相比之后保留更好的解.

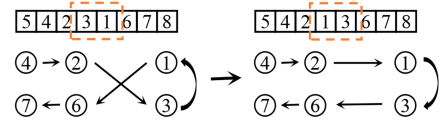


图 5 2-Opt 示意图

Fig. 5 Diagram of 2-Opt

2.4 CC-HGA 步骤描述

改进聚类算法结合 CC 框架对解空间进行分解,提供更好的分组,子群体的进化协作引导整个种群的进化,有效地加快算法的效率,提高了算法解决高维问题的能力;混合遗传算法改进了局部搜索算子,扩大了解的搜索范围,克服了算法解决问题时遇到的早收敛问题.

对多回收站垃圾收运问题,本文求解算法流程如下:

Step 1 使用 2.2 节提出的改进三标准聚类算法将垃圾收集点集 V_c 中 N 个收集点划分到回收站集 V_d 中的 M 个垃圾回收站点,从而得到 $\{V_1, V_2, \dots, V_M\}$;

Step 2 $i = 1$;

Step 3 按照 2.3.1 节染色编码规则对 V_i 对应问题进行编码,并随机产生初始化子种群 $subpop_i$,并对其中每个个体进行适应度函数计算;

Step 4 根据适应度函数的优劣,采用轮盘赌选择算子对个体实施取舍;

Step 5 使用 2.3.3 以及 2.3.4 节设计的交叉和局部搜索算子,依照一定的概率进行操作,生成新一代种群,适应度高的个体被保留遗传到下一代,直到满足迭代终止条件为止,得到 V_i 对应问题的最优解 S_i ;

Step 6 $i = i + 1$;

Step 7 若 $i \leq M$,则转 Step 3,继续新的子问题求解;

Step 8 将子解合并: $S = \bigcup_{i=1}^M S_i$,获得问题的最终解.

3 实例分析

本文使用最近邻聚类的混合遗传算法 (HGA1)、基本三标准聚类的混合遗传算法 (HGA2)、基本三标准聚类的协同进化 HGA 算法 (TCC-CCHGA) 和改进聚类的协同进化 HGA 算法 (ITCC-CCHGA) 对实例进行计算. 其中, HGA1 算法以最近邻算法作为聚类方式, 将垃圾收集点分配给距离其最近的垃圾回收站, 再结合 2.3 节的混合遗传算法进行实验; HGA2 算法以 2.2.1 节介绍的基本三标准聚类算法作为聚类方式, 结合混合遗传算法求解; TCC-CCHGA 算法与本文算法不同之处是使用基本三标准聚类算法作为聚类方式. 对 4 种算法进行实验的实验结果进行对比与分析, 以验证本文模型与算法的有效性.

3.1 实验设置

现以安徽省安庆市大观区主城区垃圾收运路线优化为例进行分析. 大观区位于安庆市区西部, 南濒长江, 东沿龙山路、菱湖南路、湖心中路, 与迎江区毗邻. 截至 2011 年底, 全区土地面积 235.5 平方公里, 人口 27.68 万人, 区辖 7 个街道和 3 个乡镇.

首先, 根据安庆京环环境服务有限公司提供的基本数据, 本文确定了大观区主城区的 4 个垃圾回收站: 宜园路生活垃圾回收站、程良路垃圾回收站、石化三村生活垃圾回收站和石化大湖生活垃圾回收站. 在高德地图上查询可知四个回收站管辖的街道不仅数量多分布也十分紧凑, 为方便研究, 本文考虑了收集点之间的距离、收集点垃圾量等多方面因素, 最终确定了 119 个垃圾收集点. 再根据高德地图中实际道路情况, 选出各收集点之间、各回收站之间、各收集点与回收站之间的驾驶模式下的最短路径, 建立了 123×123 的距离矩阵表. 参考真实的垃圾回收站和垃圾收集点的空间分布, 仿真生成了一组二维平面坐标数据集, 如图 6 所示.

随后, 按如下设置生成配送需求数据:

(I) 在考虑交通状况的前提下, 结合实际生活, 本文研究大观区主城区每日垃圾收运问题, 其运输时间避开车辆行驶的高峰期且每日垃圾收集一次. 不同于其他 MDVRP 问题中的直线距离, 实验中表示的距离是实际距离, 即现实生活中车辆考虑红绿灯、单双行道等情况下可行的最短距离.

(II) 垃圾收运车辆车型统一设置为 5 吨厢式车.

(III) 实际情况下, 每个垃圾收集点的垃圾量不

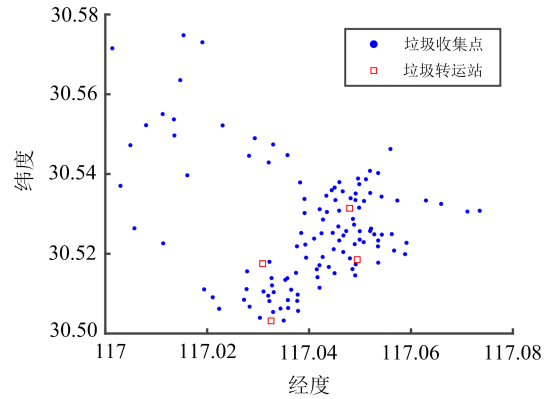


图 6 大观区 4 个回收站与收集点分布图

Fig. 6 Distribution diagram of four stations and collection points in Dagan District

能准确统计出来, 调研文献发现城市生活垃圾收集点垃圾产生量服从正态分布. 根据安庆京环环境服务有限公司提供的基本数据, 大观区目前每日垃圾收运量达到 147.32 t, 已知每日垃圾总量和垃圾收集点个数的前提下, 利用 Matlab 工具生成了 119 个垃圾收集点的每日垃圾量, 以此作为垃圾需求数据进行实验.

(IV) 车辆行驶距离计算依据 123×123 的实际距离矩阵表. 本文采用的混合遗传算法设置如下: 种群大小为 100, 迭代次数均为 50, 局部搜索概率为 0.1, 交叉概率为 0.9.

3.2 结果分析

首先, 利用本文算法 ITCC-CCHGA 中改进聚类算法对算例进行垃圾回收区域划分, 如图 7 所示, 相同颜色为同一区域, 4 个垃圾回收站分别被分配 36、29、14 和 40 个垃圾收集点.

我们对 4 种算法的结果进行统计, 如表 2 所示. 分析表 2 可知: ①ITCC-CCHGA 对比其他 3 种算法, 最优解优化效果较为明显, 改善幅度分别为 23%、26% 和 9%; 平均解最优, 表明本文算法具有良好的稳定性, 建立的模型也具有可行性与普遍性. ②TCC-CCHGA、ITCC-CCHGA 相较于 HGA1 与 HGA2, 平均解与最优解都有较高提升, 其中, 比较

表 2 计算结果统计表

Tab. 2 Statistical calculation results

比较参数	HGA1	HGA2	TCC-CCGA	ITCC-CCGA
平均值	245032.8	255782.4	205362.5	186227.5
最好值	241244	252067	202905	184560

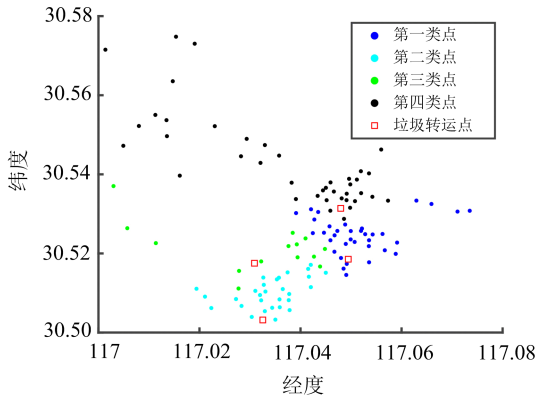


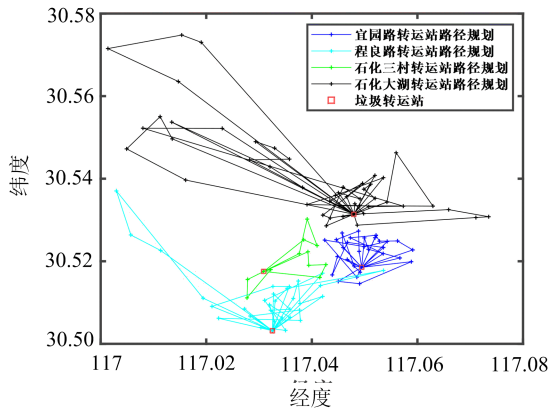
图 7 安庆市大观区垃圾收集点分类图

Fig. 7 Classification diagram of refuse collection points in Dagan District of Anqing City

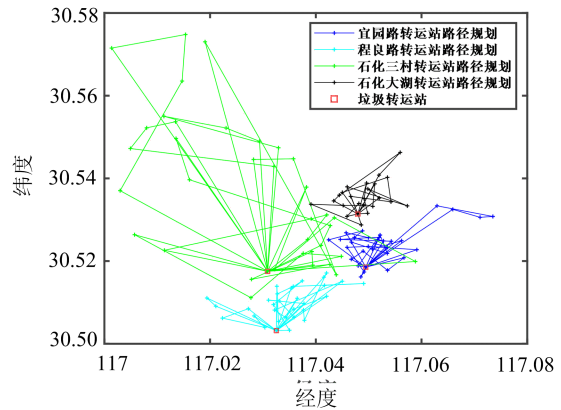
TCC-CCHGA 与 HGA2, 两者的聚类方法相同, 前者采用合作协同算法与混合遗传算法相结合的方式求解, 后者采用混合遗传算法求解; TCC-CCHGA 的平均解与最优解均比 HGA2 提高 20%, 说明合作

协同算法在提高解质量方面起到了显著的作用, 合作协同算法的适应性强, 适合处理复杂优化问题. ③ HGA1 与 HGA2 使用不同的聚类方法, HGA2 中的三标准聚类算法并没有在分类环节对整个优化过程起到有效作用, 相较于使用最近邻聚类算法的 HGA1, 平均解相差 4%; ④ 通过改进聚类, ITCC-CCHGA 的平均解和最优解均比 TCC-CCHGA 提高 9%. 从以上分析结果可以看出, 本文算法 ITCC-CCHGA 取得最优的实验结果, 改进的聚类算法更是提高了解的质量, 因为多回收站垃圾收运问题相较于单回收站垃圾收运问题更复杂, 前期垃圾收集点分配是否合理直接影响算法的最终结果.

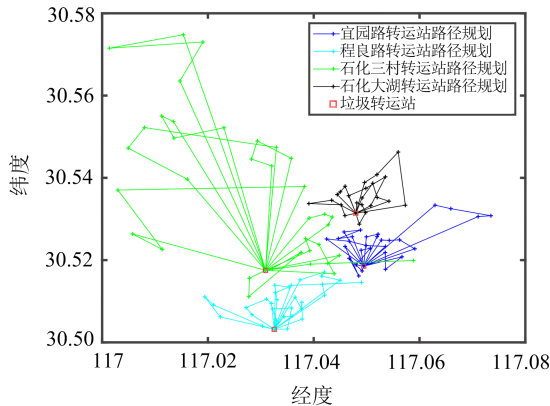
对 4 种算法最优解进一步分析: HGA1、HGA2、TCC-CCHGA 与 ITCC-CCHGA 算法均以混合遗传算法作为内部优化算法, 4 种算法在迭代过程中(如图 8 所示), HGA1 与 HGA2 的解在迭代过程中收敛速度慢, 结果均不占优; TCC-CCHGA



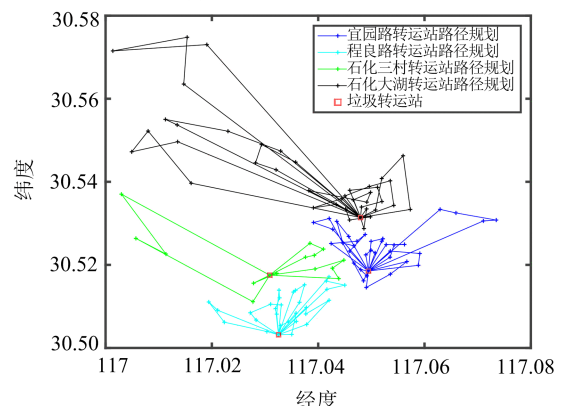
(a)HGA1算法最优路径规划



(b)HGA2算法最优路径规划



(c)TCC-CCHGA算法最优路径规划



(d)ITCC-CCHGA算法最优路径规划

图 9 4 种算法最优路径规划图

Fig. 9 Four algorithms optimal path planning diagram

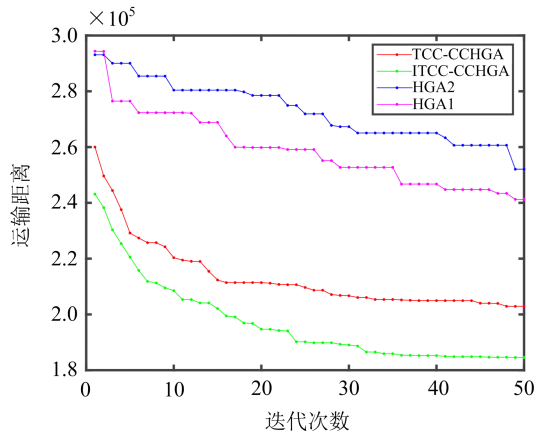


图 8 4 组实验最优解迭代图

Fig. 8 Iterative diagram of four experimental optimal solutions

与 ITCC-CCHGA 的解在迭代过程中呈平稳下降趋势,收敛速度快,说明合作协同进化算法在解决 MDVRP 问题中占据重要作用.对 4 种算法效率进行分析,HGA1 和 HGA2 算法由于没有采用分而治之的思想,混合遗传算法从初始化种群到使用交叉算子、局部搜索算子进行优化的整个过程中,其都是对全部 119 个垃圾收集点进行路径排序,算法运算较复杂.相反 TCC-CCHGA 和 ITCC-CCHGA 算法采用分而治之的思想,分别对 4 个垃圾转运站进行路径规划,算法运算效率较高.因为改进了三标准聚类算法的其中一个规则,减少了聚类算法的运算复杂度,在 TCC-CCHGA 和 ITCC-CCHGA 算法中,ITCC-CCHGA 算法效率更高.

我们画出 4 种算法的最优路径规划图,如图 9 所示.不同聚类方法对垃圾收集点的划分不同,除 ITCC-CCHGA 算法外的其他 3 种算法,其 4 个垃圾转运站之间均存在收集点互相交叉的情况,如 HGA1 算法中分配到程良路转运站的垃圾收集点处于宜园路转运站区域,这样在前期垃圾收集点的分配过程中就可能增大总路径的长度.ITCC-CCHGA 算法的最优路径规划图中,不同转运站之间没有重叠的路径,由此可以看出改进聚类算法在前期划分过程中有一定优势.

4 结论

本文针对多回收站垃圾收运问题,结合安庆市大观区垃圾回收实例,引入合作协同算法,并结合改进聚类算法和混合遗传算法求解.将本文提出的算法与两种经典的聚类算法对比,在初始阶段就取得

较好的分类结果,并且在此类问题求解方向不仅可以对路径进行优化,还可以对前期的分类进行处理.此外,本文实例数据一部分是由安庆京环环境服务有限公司提供的基础数据,另一部分是根据基础数据,在高德地图接口获取对应地点坐标,计算坐标实际距离得到,实例具有真实性.实验结果表明,算法取得的解质量较好,证明了算法的有效性.

参考文献 (References)

- [1] WILSON B G, BAETZ B W. Modeling municipal solid waste collection systems using derived probability distributions I: Model development [J]. Journal of Environmental Engineering, 2001, 127 (11): 1031-1038.
- [2] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem [J]. Management Science, 1959, 6 (1): 80-91.
- [3] MOLINA J C, EGUIA I, RACERO J. Reducing pollutant emissions in a waste collection vehicle routing problem using a variable neighborhood tabu search algorithm: A case study [J]. Top, 2019, 27 (2): 253-287.
- [4] YAAKOUBI O E, BENABDOUALLAH M, BOJJI C. Heuristic approaches for waste containers location problem and waste collection routes optimisation in an urban area [J]. International Journal of Environment and Waste Management, 2018, 21(4): 269-286.
- [5] BENJAMIN A M, BEASLEY J E. Metaheuristics for the waste collection vehicle routing problem with time windows, driver rest period and multiple disposal facilities [J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(12): 2270-2280.
- [6] BENJAMIN A M, BEASLEY J E. Metaheuristics with disposal facility positioning for the waste collection VRP with time windows [J]. Optimization Letters, 2013, 7(7): 1433-1449.
- [7] AKHTAR M, HANNAN M A, BEGUM R A. Backtracking search algorithm in CVRP models for efficient solid waste collection and route optimization [J]. Waste Management, 2017, 61(3): 117-128.
- [8] MCLEOD F, ERDOGAN G, CHERRETT T. Dynamic collection scheduling using remote asset monitoring: Case study in the UK charity sector [J]. Transportation Research Record, 2013, 2378(2378): 65-72.
- [9] 马华伟, 靳鹏, 杨善林. 时变车辆路径问题的启发式

- 算法[J]. 系统工程学报, 2012, 27(2): 256-262.
- [10] HENKE T, SPERANZA M G, WAESCHER G. A branch-and-cut algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem with flexible compartment sizes [J]. *Annals of Operations Research*, 2019, 275(2): 321-338.
- [11] RENAUD J, LAPORTE G, BOCTOR F F. A tabu search heuristic for the multi-depot vehicle routing problem [J]. *Computers & Operations Research*, 1996, 23(3): 229-235.
- [12] 王勇, 任音吉, 刘永. 基于多中心车辆路径问题的收益分配优化研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2018, 18(3): 214-221.
- [13] 许争争, 唐加福. 基于交汇点协作的车辆调度问题的两阶段算法 [J]. *系统工程学报*, 2013, 28(5): 573-580.
- [14] 于滨, 靳鹏欢, 杨忠振. 两阶段启发式算法求解带时间窗的多中心车辆路径问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(8): 1793-1800.
- [15] LUO J, LI X, CHEN M R. Multi-phase meta-heuristic for multi-depots vehicle routing problem[J]. *Journal of Software Engineering and Applications*, 2013, 6(03): 82-86.
- [16] POTTER A M, JONG K A. A cooperative co-evolutionary approach to function optimization [C]. *Proceedings of the 3rd International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, 1994: 249-257.
- [17] MEI Y, OMIDVAR M N, LI X. A competitive divide-and-conquer algorithm for unconstrained large-scale black-box optimization [J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 2016, 42(2): 1-24.
- [18] CHANDRA R, FREAN M, ZHANG M J. A memetic framework for cooperative coevolution of recurrent neural networks [C]. *Neural Networks (IJCNN), Proceedings of the 2011 International Joint Conference on Neural Networks*, 2011: 673-680.
- [19] OMIDVAR M N, YANG M, MEI Y. DG2: A faster and more accurate differential grouping for large-scale black-box optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2017, 21(6): 929-942.
- [20] OLIVEIRA F B D, ENAYATIFAR R, SADA EI H J. A cooperative coevolutionary algorithm for the multi-depot vehicle routing problem [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 43: 117-130.
- [21] VIDAL T, CRAINIC T G, GENDREAU M. A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems [J]. *Operations Research*, 2012, 60(3): 611-624.
- [22] 张凯波, 李斌. 合作型协同演化算法研究进展 [J]. *计算机工程与科学*, 2014, 36(4): 674-684.
- [23] GIOSA I D, TANSINI I L, VIERA I O. New assignment algorithms for the multi-depot vehicle routing problem [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2002, 53(9): 977-984.