

基于混合 Steady-state 遗传算法的约束车辆路径规划方法

夏双, 汤中于, 芦楠楠

(中国矿业大学 信息与控制工程学院, 电工电子国家级实验教学示范中心, 江苏 徐州)

摘 要: 本文针对约束车辆路径规划问题, 采用 Steady-state 遗传算法构建了带虚设点的多车辆路径自然数编码形式, 据此建立了约束车辆路径规划模型。为进一步提高算法收敛最优解的方向及效率, 在混合使用各种交叉算子及变异算子基础上, 提出了个体进一步优化的两种局部优化算法。仿真实验表明, 算法求得的最优解相对已有文献公布的结果更优。

关键词: steady-state 遗传算法; 约束车辆路径问题; 虚设点; 自然数编码; 局部优化算法

本文引用格式: 夏双, 等. 基于混合 Steady-state 遗传算法的约束车辆路径规划方法 [J]. 教育现代化, 2018, 5(44): 233-236.

Application on Constrained Vehicle Routing Problem by Mixed Steady-state Genetic Algorithm

XIA Shuang, TANG Zhong-yu, LU Nan-nan

(National Electrical and Electronic Experimental Teaching Demonstration Center, School of Information and Control Engineering, China University of Mining & Technology, Xuzhou, Jiangsu, China)

Abstract: In this paper, aimed at the constrained vehicle routing problem, the Steady-state genetic algorithm is used to construct the multi-vehicle path by natural number coding form with virtual points. Based on this, a constrained vehicle path planning model is established. In order to further improve the direction and efficiency of the optimal solution of the algorithm convergence, two kinds of local optimization algorithms for further individual optimization are proposed based on the hybrid use of various crossover operators and mutation operators. Simulation experiments show that the optimal solution obtained by the algorithm is better than the results published in the literature.

Key words: Steady-state genetic algorithm; Constraining vehicle routing problem; Virtual point; Natural number coding; Local optimization algorithm

随着市场需求的增加, 车辆执行的任务在种类及其复杂度上也在增强。单一车辆已不能满足许多新领域的应用问题, 取而代之的是多种类多车辆的有效协调问题。如何合理选择运输工具的车型、数目和运输路线, 降低运输成本, 故而形成车辆调度问题, 它类似于传统的货郎担 (Traveling Salesman Problem, 简称 TSP) 问题。CVRP 问题相对 TSP 问题取得全局最优解或满意解的困难在于所增加的复杂性, 已被证明为 NP-hard 问题, 因此它不能在二项式时间内被解决, 故研究的重点已转移到各种启发式算法上面^[1-7]。

遗传算法^[1]作为一种数值求解的方法, 其思想源于生物遗传学适者生存的自然规律, 它对优化对象既不求连续, 也不要求可微, 尤其适合求解 NP-hard 问题。近年来已有许多学者^[6-7]开始使用遗传算法来求解车辆路径规划问题。

一 问题的提出及数学模型

(一) 问题的提出

理论上最简单的路径规划问题是 TSP 问题, 但它只考虑了地理上的路径最短问题, 而未考虑各

基金项目: 江苏省自然科学基金 (BK20150204), 中国博士后基金面上项目 (2015M581884) 资助。

作者简介: 夏双, 硕士学历, 中国矿业大学信息与控制工程学院, 助理实验师, 研究方向: 实验教学, 虚拟仿真, 遗传算法; 芦楠楠, 博士学历, 中国矿业大学信息与控制工程学院, 讲师。

通讯作者: 汤中于, 硕士学历, 中国矿业大学信息与控制工程学院, 高级实验师, 研究方向: 实验教学遗传算法。

种约束条件下时间和资源的规划。车辆路径问题 (Constrained Vehicle Routing Problem, 简称 CVRP) 是一种特殊的 TSP 问题, 其中运输网络中每个结点都存在货物需求, 负责满足这些需求的车辆都有容量的限制, 每辆车负责运送的货物不能超过自身的容量限制。因此 CVRP 不能像 TSP 只单纯的考虑地理上的路径优化, 还要考虑车辆容量等实际的约束条件, 因此 CVRP 相对 TSP 来说, 更接近实际运输中的路径规划问题, 对 CVRP 的研究也更具有实际的应用价值。

(二) CVRP 的数学模型及编码形式的确定

本文研究的车辆路径问题可描述如下: 一运输中心或库房用 K 辆容量均为 Q 的同质车为 N 个客户发送货物或提供服务, 所有车辆都必须从运输中心出发, 依次访问其路径上的客户后, 最终返回到运输中心; 每个客户被访问且只被访问一次; 用于运输的每辆车都有一定的容量限制, 每条路径上的客户需求之和不能超过负责该条路径运输及服务的车的最大允许容量。CVRP 的目标是以最小的成本为所有客户提供服务, 往往是最小化总的运输成本或行驶路程。在本问题中论文首先假定了所有车辆在容量上是同质的, 每个客户的货物需求已确定, 且都不超过车的容量限制。

下面从本文的研究目标出发, 定义数学模型。在定义数学模型之前先陈述所有用到的符号:

K	车队规模即总的车辆数目
N	有待访问总的客户数目
V_i	客户 i , 其中 $i=1, \dots, N$
V_0	运输中心
D_{ij}	从 V_i 到 V_j 的欧氏距离
M_i	客户 V_i 对货物的需求量
Q_k	车辆 k 的容量限制, 这里假定所有车辆同质, 即 $q_1 = q_2 = \dots = q_k = Q$
R_k	车辆路径 k , ($k=0, 1, \dots, K-1$) 服务所有客户车辆路径 k , (k
s	$=0, 1, \dots, K-1$) 集合, 对应问题的一个解
S	问题所有可行解 s 的集合, 构成解空间
$c(R_k)$	车辆路径 k 基于某成本函数的总成本
$C(s)$	问题可行解 s 中所有车辆路径 k 的成本 $c(R_k)$ 之和

根据问题的需要把目标函数定为运输成本, 有下式:

$$f(s) = \sum_{k=0}^{K-1} c(R_k)$$

其中:

如果车辆路径 k 中存在从客户 V_i 到客户 V_j 的连接, 则有决策变量:

$$x_{ijk}=1, \\ (i, j=0, 1, 2, \dots, N; k=0, 1, 2, \dots, K; i \neq j)$$

$$\text{对于 } i=0, \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{j=1}^N x_{ijk}=K \quad (1)$$

$$\text{对于 } i=1, 2, \dots, N, \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{j=1}^N x_{ijk}=1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=0, i \neq h}^N x_{jhi} - \sum_{j=0, j \neq h}^N x_{hjk} = 0 \\ \forall h \in [1, N]; k \in [0, K-1] \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^N m_i \sum_{j=0, j \neq i}^N x_{ijk} \leq q_k \\ \forall h \in \{0, 1, 2, \dots, K-1\} \quad (4)$$

公式 (1) 表示运输中心共有 K 条路径出发, 同时有 K 条路径返回到运输中心; 公式 (2) 和 (3) 表示对于运输网络中的所有客户都有且仅有一条路径进入、发出, 为其提供服务; 公式 (4) 表示每条路径上访问的所有客户的需求总和不超过车辆 k 的容量限制 q_k 。

在对研究的问题建立模型后, 本文采用一种较好的自然数编码形式随机生成问题初始解。由于问题中存在 k 辆车, 那么在初始解中应该有至少 k 条路径, 对于这 k 条路径可以通过在总路径中插入虚点 (即虚设的运输中心) 的方式来得到, 插入虚点的个数为 $k-1$, 其中总路径的两头都有虚点, 但它们不计算到总路径中所含点的个数。这样就可以用一个 $N+k-1$ 长度的向量来表示问题的一个解, 对于这些虚设的运输中心, 用大于 N 的自然数来表示, 且它们在总路径中的位置是随意的。当有两个或两个以上的虚设点相邻时, 这表示从这几个虚设点到下一个虚设点内所含有的点只有一辆车来完成, 也就是说我们可以用个数少于 K 的车辆来完成总的任务。例如: 对于具有 8 个客户, 4 辆车的问题。可随机生成如下表所示的初始解 (注: 8 所在的基因座为 1, 基因值为 8)。

表 1 个体编码形式

Table 1 Individuals coding

8	2	10	11	4	3	7	6	9	5	1
---	---	----	----	---	---	---	---	---	---	---

个体含义如下:

子路径 1: 运输中心 \rightarrow 客户 8 \rightarrow 客户 2 \rightarrow 运输中心

子路径 2: 运输中心 \rightarrow 客户 4 \rightarrow 客户 3 \rightarrow 客户 7 \rightarrow 客户 6 \rightarrow 运输中心

子路径 3: 运输中心 \rightarrow 客户 5 \rightarrow 客户 1 \rightarrow 运输中心

其中 10, 11 相邻说明可用三辆车来完成总任务。

在初始解的产生过程中会出现不可行解, 本文将采用惩罚函数的方法来处理, 这样处理的原因是大多数的最优解都是在边界上取得的, 故从不可行解向最优解逼近比可行解要更快。惩罚函数可写成下面的形式:

$$M \sum_{k=0}^{K-1} \max \left(\sum_{i=0}^{K+N-1} m_i \sum_{j=0, j \neq i}^{K+N-1} x_{ijk} - Q, 0 \right)$$

虚点插入到个体后, 只需把插入的虚点当作运输中心来处理, 即只需增加点的个数, 其需求为零, 坐标与真正的运输中心相同, 其中 M 根据经验^[8]取为 10000000。

二 算法设计

(一) steady-state 遗传算法

简单遗传算法在车辆路径规划问题中的应用并不理想^[1]。为了尽可能避免简单 GA 中大量的交叉与变异操作破坏个体中所含有的信息, 而提高算法的稳定性, 本文采用 steady-state GA 方法解决车辆调度问题, 该方法不需要确定交叉与变异概率, 而是在每代的种群中特别给定发生交叉与变异的个体数目, 并采用进化中用最优解替换掉种群中最差解的策略。

CVRP 问题对交叉算子的设计的要求是: 对任意两条路线进行交叉与变异操作之后都能够得到另外两条新的并且具有实际意义的路线。文献^[8]中介绍了几个具有代表性的能用于 CVRP 问题的交叉与变异算子, 例如: 部分映射交叉、顺序交叉、循环交叉、边重组交叉、倒位变异、插入变异、交换变异算子等。

(二) 局部优化算法的设计与应用

根据车辆路径问题的特点, 为了尽可能找到最优解, 在进化中, 可使用局部改进方法调整算法收敛最优解的方向及效率。在车辆路径规划问题中, 本文将从两个方面来提高算法的收敛速率。

(1) 车辆容量

当某条线路上的客户总需求量超过车辆容量时, 在本文的算法中将用惩罚函数对这条线路进行惩罚。虽然惩罚函数可以使问题从不可行解收敛到最优解, 但是问题的不同可能使得惩罚函数的最优形式很难确定, 能否找到最优解很难保证。为了保证个体的可行性, 在每代中可对种群中的所有个体进行下列操作:

STEP1. 选取种群中的一个个体。

STEP2. 找出此个体中客户需求量最大的子路径, 当该子路径上的总需求量超过车辆的容量时, 转入 STEP3, 否则, 转入 STEP7。

STEP3. 找出最大子路径中需求量最大的客户的基因座。

STEP4. 找出此个体中客户需求量最小的子路径。

STEP5. 找出最小子路径中需求量最小的客户的基因座。

STEP6. 交换第三步与第五步中找到的基因座上的基因值。如果交换后的解有改进就接受这个改变, 否则转入 STEP7。

STEP7. 重复 STEP1-STEP6 直到种群中的最大个体个数。

从局部优化算法的设计过程可以看出, 本算法只注重容量上的约束, 对于是否破坏了一个容易收敛到最优解的个体并不关心。故这种方法适合应用在进化计算过程的前几代。

(2) 车辆容量与总运输费用

算法 (2) 与算法 (1) 基本相同, 只是算法 (2) 不是交换第三步与第五步中找到的基因座上的基因值, 而是在个体适应度减少的情况下, 把它们与相邻的基因进行交换。由二 (一) 节中个体编码的形式可知, 对于 STEP3 中找到的基因座, 一般把它右移, 而对 STEP5 中的基因座, 可左移也可不改变位置。改变 STEP5 中基因座的位置可以为其它路线分担一些任务, 但有可能破坏个体中已含有的优的信息。所以本文选择不改变基因座的位置。

三 算法实验分析及参数确定

本文采用垃圾运输问题^[9]来检验算法的可行性。为体现混合遗传算法和局部算法的优越性, 提出以下两种对比方案 (注: 算子后面小括号里的数字表示的是每代中算子执行的次数):

方案 1: 取群体规模 100, 进化代数 2000; 交叉算子: 边重组交叉 (13); 变异算子: 倒位变异 (25)、交换变异 (25)、插入变异 (25)。

方案 2: 取群体规模 100, 进化代数 2000; 交叉算子: 边重组交叉 (10)、循环交叉 (4)、0 顺序交叉 (4)、部分映射交叉 (4)、均匀交叉 (4); 变异算子: 倒位变异 (25)、交换变异 (25)、插入变异 (25); 局部优化算法 (1) 和 (2)。

对方案 1、方案 2, 采用 MATLAB 软件编程运行得图 1(a)、图 1(b), 两方案的比较结果见表 2:

表 2 方案 1 与方案 2 的比较

Table 2 Comparing with plan 1 and plan 2

方案	程序运行时间 (分)	总的运输成本 (元)
方案 1	5.37	2509.49
方案 2	10.94	2340.97

从表 3 中看出本文最优解与前人计算^[9]的最优解差了 2.77 元, 但车辆个数少了 2 个。按照本文计算结果, 垃圾车一年运输成本要多 0.101 万元, 二十年则多 2.02 万元, 而一量垃圾运输车价值 10 到 20 万元,

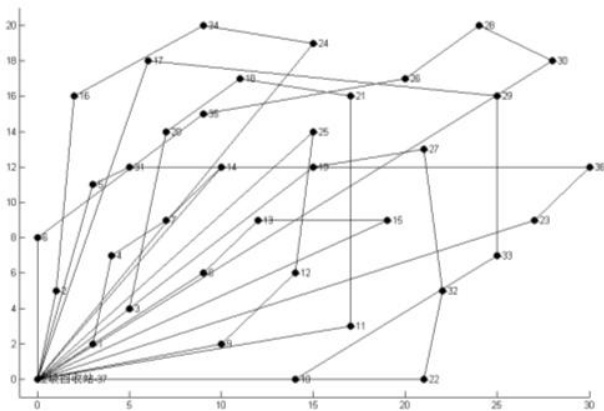


图 1(a) 对应方案 1 的最优解

Fig.1(a) the best solution under plan 1

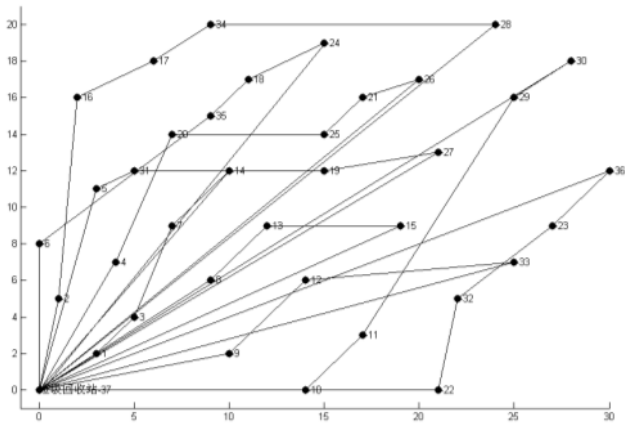


图 1(b) 对应方案 2 的最优解

Fig.1(b) the best solution under plan 2

若少两辆车则少 20 到 40 万元，在加上节约下来的维修费，总体比较下来可认为本论文的解要更优。

表 3 与目前最优解的比较

Table 3 Comparing with exist best solution

算法	运输成本	车辆个数	垃圾车运行时间 (h)	垃圾车总运行时间 (h)
本文算法	2340.97	9	[1.7667 3.033]	21.95
文献算法 ^[9]	2338.2	11	—	21.6

四 结论

(1) 实验结果表明，对于现实中的大规模运输规划问题，采用混合 steady-state 遗传算法可以在相对合理的时间内求得问题的满意解。

(2) 本文在采用混合 steady-state 遗传算法产生新解时，在群体更新阶段设计了两局局部优化算法，混合使用效果很好，但另一方面也增加了程序运行的时间。

参考文献

[1] 邢文训, 谢金星编著. 现代优化计算方法. 北京: 清华大学出版社, 1999:140.

[2] 向婷. 求解车辆路径问题的智能算法研究 [D]. 西华师范大学, 2017.

[3] 孙刘诚, 孙焰. 带订单选择车辆路径问题的模型与算法 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(02):194-200.

[4] 徐旭, 周静远. 基于蚁群算法的天然气车辆调度优化 [J]. 上海电机学院学报, 2018, 21(2):1-7.

[5] 袁文涛, 孙红. CVRP 物流配送路径优化及应用研究 [J]. 软件导刊, 2016, 15(11):140-143.

[6] 曹云, 向凤红, 毛剑琳, 等. 求解 CVRP 的改进量子遗传算法研究 [J]. 软件导刊, 2017, 16(12):60-63.

[7] 王丹. 基于改进遗传算法的物流配送车辆路径问题研究 [D]. 长春工业大学, 2016.

[8] 王正志, 薄涛著. 进化计算 [M]. 国防科技大学出版社, 2000:100-102.

[9] 罗小凯, 周谧, 马宇来著. 垃圾运输问题的解决. <http://www.shumo.com>. 2003.

(上接第 223 页)

课和传统教学的“相互融合、相互补充、共同发展”的历史趋势是不可改变，我们能做的就是在这个互联网+时代背景下，不断总结心理健康教学方法，积累教学经验，从而达到提升学生心理素质、塑造健全人格的目的。

参考文献

[1] 杨盈, 包陶迅. “慕课”背景下大学生心理健康教学模式探究 [J]. 中国农业教育, 2015 (3): 87-91.

[2] 王菁, 刘爱书等. 慕课在大学生心理健康教育课程中的应用 [J]. 中国市场, 2016 (25): 145-146.

[3] 张甜. 体验式学习在高校心理健康课程中的运用与思考 [J]. 教

育探索, 2014 (2): 137-138.

[4] 张亚丽, 牟丽娟. 慕课模式下参与式教学在心理健康教学中的应用 [J]. 广西青年干部学院学报, 2018 (2): 72-75.

[5] 王金蕊, 王艳. 大学生心理健康课程教学模式创新 [J]. 北京教育, 2017 (12): 71-72.

[6] 汤小阳, 邓平等. 互联网背景下大学生心理健康教育课程教学方法探讨 [J]. 决策探索, 2017 (5): 72.

[7] 陈志平, 刘珺等. 慕课背景下高职院校心理健康课教学改革的应用研究 [J]. 九江职业技术学院学报, 2017 (2): 25-27.

[8] 何思彤, 赵山等. 慕课在大学生心理健康教育中的应用与展望 [J]. 吉林广播电视大学学报, 2016 (10): 5-6.