

基于遗传算法的烟草配送车路径优化问题^①

叶安新

(浙江师范大学 信息科学与工程学院, 金华 321004)

摘要: 在建立烟草配送车路径优化问题模型的基础上,采用轮盘赌复制法、部分匹配交叉算法、和适应度函数自适应调整等技术,设计了基于自然数编码的遗传算法,最后以这种方法进行了实验计算,通过计算结果表明,用遗传算法进行烟草车配送路径优化,可以方便有效地求得问题的最优解或近似最优解。

关键词: 配送车路径; 多项式复杂程度的非确定性问题; 优化; 遗传算法; 自然数编码

Optimal Routing of Cigarette Delivery Vehicle Based on Genetic Algorithm

YE An-Xin

(College of Information Science and Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: On the basis of establishing an optimized model for optimal routing of cigarette delivery vehicle problem, the paper uses techniques such as roulette wheel selection, partially matched crossover and self adaptation for fitness function, designs a genetic algorithm based on natural numbers. At the end of the paper make some experimental calculations using this algorithm. The experimental calculations results demonstrate that the optimal or nearly optimal solutions to the Cigarette Delivery Vehicle routing problem can be easily obtained by using genetic algorithm.

Keywords: routing of delivery vehicle; non-deterministic polynomial problem; optimizing; genetic algorithm; natural number encode

我国现在各地烟草公司采用的烟草配送车路径选择,主要是依据经验选择配送路径,往往达不到所走路径短,动用车辆次数少的最优效果。通过对烟草配送车路径选择问题研究发现其实质是一个有约束的组合优化问题,属于 NP 难题(Non-deterministic Polynomial Problem)。而且随着问题输入规模的扩大,求解时间呈几何级上升,用精确算法很难求得解^[1],因此研究的重点应转移到启发式算法,包括了节约法、蚁群算法、模拟退火算法和遗传算法等。其中模拟退火算法和蚁群算法具有求解速度快的优点,能提供一定程度上的优化解,但是这两种算法只适用于求解较小规模问题。而遗传算法具有较好的逼近最优解和使运算时间大大缩短的优点^[2,3],能够兼顾运算时间和效率两个方面问题,是具有较好发展前途的优化方法。

遗传算法与其他启发式搜索算法相比较,具有如下一些突出优点^[4]:

1)遗传算法从初始解群体开始搜索,而不是从单个解开始搜索,算法具有较高的并行性;

2)遗传算法在搜索过程中只使用适应度函数计算,而不用导数或其他信息,具有较强的通用性;

3)遗传算法使用概率转换规则而不是使用确定性的规则,具有全局寻优的特点。

由于遗传算法具有上述特点,因此本文采用遗传算法来求解烟草配送车路径优化问题。

1 烟草配送车优化路径的数学模型

烟草配送路径的优化可以描述为:从烟草公司配送中心用多辆汽车向多个客户送货,每个客户的位置和需求量已知,每辆汽车的载量一定,要求合理安排配送汽车路线,使总运输距离最短,并满足以下条件^[5]:

1) 每条配送路径上各个客户的需求量之和不超过配送汽车载量最大值;

① 收稿时间:2010-07-23;收到修改稿时间:2010-09-01

2) 每条配送路径的长度不超过配送汽车一次配送的最大行驶距离;

3) 每个客户的需求必须满足,且只能由一辆汽车送货。

充分考虑上述问题的约束条件和优化目标,建立优化配送路径的数学模型。设配送中心有 W 辆汽车,每辆汽车的载量为 $Q_k(k=1, 2, \dots, W)$, 其一次配送的最大行驶距离为 D_k , 需要向 L 个客户送货, 客户 i 的货物需求量为 q_i , 配送中心到客户 i 的距离为 d_{0i} , 客户 i 和 j 之间的运距为 d_{ij} , ($i, j = 1, 2, \dots, L$)。又设 n_k 为第 k 辆汽车配送的客户数($n_k=0$ 表示第 k 辆汽车未使用), 用集合 R_k 表示第 k 条路径, 其中的元素 r_{ki} 表示客户 r_{ki} 在路径 k 中的顺序为 i (不含配送中心), 令 $r_{k0}=0$ 表示配送中心, 则可建立优化物流配送路径的数学模型:

$$\min Z = \sum_{k=1}^W [\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)}r_{ki}} + d_{r_{kn_k}r_{k0}} * \text{sign}(n_k)] \quad (1)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^{n_k} q_{r_{ki}} \leq Q_k \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)}r_{ki}} + d_{r_{kn_k}r_{k0}} * \text{sign}(n_k) \leq D_k \quad (3)$$

$$0 \leq n_k \leq L \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^K n_k = L \quad (5)$$

$$R_k = \{r_{ki} | r_{ki} \in \{1, 2, \dots, L\} i = 1, 2, \dots, n_k\} \quad (6)$$

$$R_{k_1} \cap R_{k_2} = \phi (\forall k_1 \neq k_2) \quad (7)$$

$$\text{sign}(n_k) = \begin{cases} 1, & \text{当 } n_k \geq 1 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } n_k \text{ 为其它时} \end{cases} \quad (8)$$

上述模型中, (1)式为目标函数; (2)式保证每条路径上各需求点的需求量之和不超过汽车的载重量; (3)式保证每条配送路径的长度不超过汽车一次配送的最大行驶距离; (4)式表明每条路径上的需求点数不超过总需求点数; (5)式表明每个需求点都得到配送服务;

(6)式表示每条路径的需求点的组成; (7)式限制每个需求点仅能由一辆汽车送货; (8)式表示当第 k 辆汽车服务的客户数 ≥ 1 时, 说明该辆汽车参加了配送, 则取 $\text{sign}(n_k)=1$, 当第 k 辆汽车服务的客户数 < 1 时, 就表示未使用该辆汽车, 因此取 $\text{sign}(n_k)=0$ 。

2 遗传算法在烟草配送车优化路径中的设计与应用

2.1 染色体编码的设计

将问题的可行解从解空间转化到遗传算法编码空间的过程称为编码。根据烟草配送车路径优化问题的特点, 文中采用了简单直观的自然数编码方法, 首先直接产生 $1, 2, \dots, L, L+1, \dots, L+N-1$ ($1, 2, \dots, L$ 为客户, $L+1, L+2, \dots, L+N-1$ 为虚拟配送中心, N 为所需车辆总数)个互不重复的自然数排列, 即形成一个个体。设群体规模为 W , 然后从中选择 W 个符合约束条件的排列作为初始个体, 即形成初始种群。例如, 对一个 3 辆车向 7 个客户送货的物流配送车辆调度问题, 则可用 $1, 2, \dots, 9$ ($8, 9$ 表示配送中心)这 9 个自然数的随机排列, 表示物流配送路径方案。如个体 139628547 表示的配送路径方案为: 路径 1: 0—1—3—9(0), 路径 2: 9(0)—6—2—8(0), 路径 3: 8(0)—5—4—7—0, 共有 3 条配送路径。个体 673894215 表示的配送路径方案为: 路径 1: 0—6—7—3—8(0), 路径 2: 9(0)—4—2—1—5—0, 共有 2 条配送路径。

2.2 适应度函数 f 的标准

根据配送路径优化问题的特点所确定的编码方法, 隐含能够满足每个需求点都得到配送服务及每个需求点仅由一辆汽车配送的约束条件, 但不能保证满足每条路径上各需求点需求量之和不超过汽车载重量及每条配送路线的长度不超过汽车一次配送的最大行驶距离的约束条件。对该约束条件的处理一般可采用惩罚策略。为此, 对每个个体所对应的配送路径方案, 要对各条路径逐一进行判断, 根据式(1)求得目标函数值 $\min Z$ 。看其是否满足上述两个约束条件, 若染色体对应不可行解, 则对其赋予惩罚, 令 $\min Z$ 为一个很大的整数 N 。则该个体的适应度可用下式表示:

$$F_j = 1 / \min Z$$

$\min Z$ 越小, 表明染色体的性能越好, 对应的解越接近最优解。

2.3 各种遗传操作的实现

2.3.1 选择操作

采用轮盘赌方法复制个体进入下一代^[6], 设群体大小为 M , 个体的适应度为 F_j , 则个体 J 被选中的概率 P_j 为:

$$P_j = F_j / \sum_{j=1}^M F_j \quad i=1,2,\dots,M$$

复制时结合最优保存策略, 即首先按目标函数值由大到小排列个体, 对于规模为 M 的群体, 目标函数值最大的个体对应的序号为 1, 目标函数值最小的个体对应的序号是 M 。将序号为 1 的个体直接保留至下一代群体中, 这样搜索过程中某一代最优解不会被遗传操作所破坏。

2.3.2 交叉操作

对于烟草配送车路径问题, 基于次序的自然数编码, 若用单点交叉或多点交叉策略, 必然以极大的概率导致未能完全遍历所有配送点的非法路径。因此解决约束问题的一种有效的处理方法是对交叉、变异等遗传操作算法作适当的修正, 常用的几种交叉算法有: 部分匹配交叉算法 (Partially Matched Crossover, 简称 PMC)、顺序交叉算法 (Order Crossover, 简称 OC) 等几种^[7,8], 本文采用 PMC 算法。在 PMC 算法中^[9], 先依据均匀随机分布产生染色体的两个交叉点, 定义这两点之间的区域为一匹配区域, 并使用位置交换操作交换两个父染色体 (简称父体) 的匹配区域。然后再对两子染色体 (简称子体) 匹配区域以外出现的重复遍历点, 依据匹配区域内的位置映射关系, 逐一进行交换。

例如, 设两父体及匹配区域为

父体 A: 21|456|7839

父体 B: 68|123|9547

首先交换 A 和 B 的两个匹配区域, 得到

子体 A': 21|123|7839

子体 B': 68|456|9547

然后, 对于子体 A'、B' 中匹配区域以外出现的重复遍历点进行交换。

对于 A' 有 1→4, 2→5, 3→6 于是得

子体 A'': 541237869

子体 B'': 384569217

2.3.3 变异操作

常用变异算法有如下几种: 逆转变异、对换变异、对换变异等, 本文采用逆转变异

在染色体中随机选择两个逆转点, 然后将这两点内的码逆向排序。例如, 设染色体 A 的逆转点为 2、7, 则经逆转变异后变为 A':

A:12|3456|789

A':12|6543|789

3 实验与计算

根据上述遗传算法用 VC++ 语言编出程序, 且用下面的实例进行了验证。假设某烟草配送中心用 2 辆汽车对 8 个客户配送货物。设汽车的载量为 $2.0 \times 10^3 \text{kg}$ 。每次配送的最大行驶距离为 120km, 配送中心与客户、客户与客户之间的距离及各客户的需求量表 1。在实验中采用了以下参数值: 种群大小 M 取 30, 交叉概率取 0.65, 变异概率取 0.005, 终止代数 T 取 100。文中用程序随机求解 8 次, 计算结果见表 2。

表 1 配送中心与客户之间的距离 d_{ij} / 千米及客户的货物需求量 q_i /吨

d_{ij}	j								
i	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0.0	4.5	13.0	7.5	9.0	12.0	6.5	16.0	21.0
1	4.5	0.0	6.5	4.0	10.0	5.0	7.5	11.0	10.0
2	13.0	6.5	0.0	7.5	8.5	10.0	7.5	11.5	7.5
3	7.5	4.0	7.5	0.0	10.0	5.0	9.0	9.0	15.0
4	9.0	10.0	8.5	10.0	0.0	10.0	7.5	7.5	12.0
5	12.0	5.0	10.0	5.0	10.0	0.0	7.0	9.0	7.5
6	6.5	7.5	7.5	9.0	7.5	7.0	0.0	12.0	10.0
7	16.0	11.0	11.5	9.0	7.5	9.0	12.0	0.0	10.0
8	21.0	10.0	7.5	15.0	12.0	7.5	10.0	10.0	0.0
q_i (吨)		0.3	0.5	0.2	0.12	0.15	0.5	0.2	0.1

表2 烟草配送路径优化中遗传算法与节约算法的对比

运算序号	1	2	3	4	5	6	7	8
遗传算法求得总距离 Z (千米)	81.4	82.1	81.5	80.8	81.3	80.5	81.2	81.5
节约算法求得总距离 Z (千米)	96.8	91.5	89	88.6	86.9	92.9	94	89.1

从表中数据可以看出,程序运行8次得出的结果都优于节约法所求得的结果。且第6次还得到了最优解80.5千米,其对应的配送路径方案为:0—3—6—8—4—1—0—5—7—2—0(其中0表示配送中心)。

可见,利用遗传算法可以快速有效地求得优化烟草配送路径的最优解或近似最优解。

4 结束语

实验表明,先建立优化烟草配送路径的数学模型,然后用遗传算法优化求解,这是一种性能优良的启发式搜索方法。可以快速有效地求得优化烟草配送路径的最优解。文中所使用的编码方法、适应值的求法以及选择、交叉和变异算子,对求解类似的组合优化问题具有一定的参考价值。

参考文献

1 蔡希贤,夏士智.物流合理化的数量方法.武汉:华中工学院出版社,1985.

2 张翠军,张有华,秦彭,等.基于有时间窗车辆路径问题的混合蚁群算法.计算机工程与设计,2008,29(4):920-922.

3 Chen CH, Ting CJ, An improved ant colony system algorithm for the vehicle routing problem. Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers, 2006,23:115-126.

4 张颖,刘艳秋.软计算方法.北京:科学出版社,2002.

5 李军,郭耀煌.物流配送车辆优化调度理论与方法.北京:中国物资出版社,2001.

6 姜大立,杨西龙,杜文,等.车辆路径问题的遗传算法研究.系统工程理论与实践,1999,19(6):40-44.

7 陈国良.遗传算法及其应用.北京:人民邮电出版社,1996.

8 Dorigo M, Boeabeau E, Theraola G. Ant algorithms and stigmergy. Future Generation Computer System, 2000,16: 851-871.

9 Holland J.遗传算法的基本理论与应用.李敏强译.北京:科学出版社,2003.

(上接第250页)

6 结束语

本文提出了一种新颖的求解TSP问题的算法。通过邻域结构调整和两种策略的调用,更加完善了在重组过程中丢失的序列,增加了算法组合优化。

27个TSPLIB问题实例中,计算其它二个问题实例时,相对于最优解的误差可为十万分之一左右。并且,通过结果比较,最好、最坏以及平均误差减小了很多,效率上得到了很大的改进。此算法是一种效率较高的求解TSP问题的算法。

参考文献

1 Rego C. Relaxed tours and path ejections for the traveling salesman problem. European Journal of Operational Research,

1998,106(2-3):522-528.

2 Chatterjee S, et al. Genetic algorithms and travelling salesman problems. European J. of Opnl. Res. 1996,93(3):490-510.

3 Reinelt G. TSPLIB - a traveling salesman problem library. ORSA Journal on Computing, 1991,3(4):376-385.

4 Wang RL, Tang Z, Cao QP. A learning method in Hopfield neural network for combinatorial optimization problem. Neurocomputing, 2002,48(1-4):1021-1024.

5 Wang L, Huang QW. Novel. Local search method for the traveling salesman problem. Journal of Southwest Jiaotong University, 2005,13(1):1005-2429.