

基于自适应小生境遗传算法的物流配送路径优化研究

温金保, 蔡延光

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 针对遗传算法具有早熟的缺点和小生境遗传算法比遗传算法更费时的问题, 将自适应小生境技术引入遗传算法, 构建自适应小生境遗传算法, 用以解决带时间窗的车辆路径优化问题. 实验结果表明该算法具有更好的搜索能力和收敛速度, 能有效地调和种群多样性与算法耗时的矛盾, 解决物流配送车辆路径优化的问题.

关键词: 物流配送; 遗传算法; 自适应小生境遗传算法

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1007-7162(2011)01-0020-04

现代物流作为新兴产业在我国蓬勃发展, 是我国经济新的增长点, 物流配送是物流业多年来创造的最佳服务形式. 是物流活动中最重要的组成部分之一^[1]. 物流配送是指按用户的要求, 用车辆从配送中心把货物运送给收货人. 物流配送车辆路径优化是指通过选定合适的配送路径, 准时而经济地将货物送到客户手中.

车辆路径问题最早是由 Dantzig 和 Ramser 于 1959 年提出^[2], 是指对一些需要服务的客户(每个客户的位置和需求一定), 调用一定的车辆, 组织合适的行车路线, 在满足客户的需求、车辆载重限制、车辆最大行驶路程等约束条件下, 使运输总费用最低. 有时间窗车辆路径问题(Vehicle Routing Problem with Time Window, VRPTW)是 VRP 问题的一个特殊情况, 客户有一个要求服务的时间范围(时间窗), 它又可分为硬时间窗车辆路径问题和软时间窗车辆路径问题. 硬时间窗车辆路径问题是指每项任务必须在要求的时间范围内完成, 若超出时间范围, 得到的解为不可行解; 软时间窗车辆路径问题指如果某项任务不能在要求的时间范围内完成, 则给予一定的惩罚^[3].

VRP 是一个 NP 完全问题, 随着顾客数量的增加, 其解呈指数级增长, 用精确算法很难求得满意解^[4], 所以提出了各种启发式算法来解决这个问题, 有蚁群算法、禁忌搜索算法、模拟退火算法和遗传算法等. 禁忌搜索算法是一种人工智能型的局部搜索

方法, 它所得到的解最接近最优解, 但其运算时间也最长, 是遗传算法的 2~3 倍, 模拟退火算法的近 20 倍. 模拟退火算法和蚁群算法求解速度快, 能得到优化解, 但是这两种算法只适用于求解较小规模的问题. 遗传算法具有搜索过程灵活、隐并行性、较好的逼近最优解和运算时间短等优点, 被广泛应用于优化问题的求解, 但其存在着早熟收敛等缺陷, 使得其难以得到较优解^[4-6]. 所以本文用自适应小生境技术对遗传算法做一些改进, 得到自适应小生境遗传算法, 并且用这个方法来解决车辆路径优化问题.

1 车辆路径优化问题的描述和数学模型

一个配送中心有时间窗的物流配送车辆路径优化问题可以描述为: 设配送中心有 C 辆车, 第 k 辆汽车的载重量为 Q_k ($k=1, 2, \dots, C$), 其一次配送的最大行驶距离为 D_k , 需要向 N 个需求点送货, 每个需求点的需求量为 q_i ($i=1, 2, \dots, N$). 需求点 i 到需求点 j 的距离为 d_{ij} ($i, j=1, 2, \dots, N$), 相应的运送成本为 P_{ij} , 配送中心到各需求点的距离为 d_{0j} . $[a_i, b_i]$ 为客户 i 的访问时间窗口, 其中 a_i 和 b_i 分别为客户要求到货时间段的起点和终点, 用 s_i 表示车辆的到达时间, 如果车辆到达客户的时间在此时间段以外, 车辆要接受惩罚; 以 g 表示车辆在时间窗口之前到达的单位惩罚值, f 表示车辆在时间窗口之后到达的单位惩罚值, 若车辆在 a_i 之前到达需求点 i , 则处以

收稿日期: 2010-09-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074147, 60374062); 广东省自然科学基金团队资助项目(835100900100002); 广东省科技计划项目(2008B010200005)

作者简介: 温金保(1984-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为物流控制与优化.

惩罚值 $g(a_i - s_i)$; 若车辆在 b_i 之后到达需求点, 则处以惩罚值 $f(s_i - b_i)$. 每辆车从配送中心出发, 服务一定数量的客户后回到配送中心, 目标是服务所有的客户, 并使得车辆行驶总距离最小, 据此建立该问题的数学模型如下:

$$\min Z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^C P_{ij} X_{ijk} + g \sum_{i=1}^N \max(a_i - s_i, 0) + f \sum_{i=1}^N \max(s_i - b_i, 0), \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^N q_i y_{ik} \leq Q_k; k = 1, 2, 3, \dots, C; \quad (2)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N d_{ij} x_{ijk} \leq D_k; k = 1, 2, 3, \dots, C; \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^C y_{0k} = C; \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^C y_{ik} = 1; i = 1, 2, 3, \dots, N; \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{i0k} = 1; k = 1, 2, 3, \dots, C; \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^N x_{ijk} = y_{jk}; j = 1, 2, 3, \dots, N; k = 1, 2, 3, \dots, C; \quad (7)$$

$$\sum_{j=0}^N x_{ijk} = y_{ik}; i = 1, 2, 3, \dots, N; k = 1, 2, 3, \dots, C. \quad (8)$$

Z 为总的运输费用; x_{ijk} 为决策变量, 为 0 或 1, 当车辆从客户 i 出发到客户 j 时为 1, 否则为 0; y_{ik} 是决策变量, 为 0 或 1, 当客户 i 的任务由车辆 k 完成时为 1, 否则为 0; 公式 (1) 为模型的目标函数, 表示车辆运行的总成本最低, $i=0$ 表示配送中心这个位置, 在后面编码中用 0 表示配送中心; 式 (2) 表示车辆 k 装载货物的总重量不大于该车辆的载重量; 式 (3) 表示车辆 k 的行驶路程不大于该车的最大行驶路程. 式 (4) 表示每辆车都从配送中心出发; 式 (5) 表示每个客户只能由一辆车服务且所有客户都得到服务; 式 (6) 表示车辆服务完客户后回到配送中心; 式 (7)、(8) 表示两个变量 x_{ijk} 和 y_{jk} 的关系.

2 自适应小生境遗传算法

遗传算法的进化过程是在整个群体内进行的, 在进行选择运算时, 个体适应度的大小与选中的概率成正比, 这些个体将迅速扩张, 使种群内个体的差异急剧减小, 使种群多样性被严重破坏. 种群多样性

的不足导致全局搜索能力不强. 在小生境遗传算法中, 子种群的规模是预先确定好的, 但假如子种群规模过大, 则种群多样性容易被破坏; 若过小, 则计算很耗时^[4], 而本文的目的就是寻求一种既能保持种群多样性, 又能减少计算时间的方法. 自适应小生境遗传算法采用小生境隔离技术, 将一个种群分成若干个子种群, 而且子种群规模是随种群多样性的变化而变化的, 自适应小生境遗传算法的具体方法是: 将初始种群中的个体按适应度值排序, 然后把适应度相似的若干个个体放入各个子种群中独立进化. 子种群规模是这样确定的: 当 $D \geq \sigma$, $K = f(D)$; 或当 $D < \sigma$, $K = n$. 其中, $f(D)$ 是关于 D 的一个函数, 可根据问题的特征预先设置; D 为大种群个体的方差; n 、 σ 为常数. 当大种群个体多样性降低时, D 就减小, 当 D 小于某一阈值时, 子种群规模就降低到最低限度 n , 以刺激种群多样性的提高. 每一代进化完成后将各个子种群合并, 然后重新计算个体适应度的值, 再按照适应度值的相似性重新划分子种群.

自适应小生境遗传算法的执行步骤描述如下.

- 1) 设置进化代数 t , 随机生成规模为 N 的初始种群.
- 2) 计算每个个体适应度, 依照个体适应度值进行升序排序.
- 3) 计算大种群个体方差 D , 若 $D \geq \sigma$ 则设置子种群规模 $K = f(D)$, 否则 $K = n$; 选取相邻 K 个个体形成子种群.
- 4) 子种群内个体进行 CX 杂交运算.
- 5) 子种群内进行 $(\mu + \lambda)$ 选择运算.
- 6) 子种群内进行变异运算.
- 7) 若不满足终止条件, 则将各子种群合并, 作下一代种群, $t = t + 1$, 转到步骤 3; 若满足终止条件, 则输出计算结果, 算法结束.

3 算例仿真实验及分析

用完全相同的 3 辆车把货物从一个配送中心运往 8 个需求点, 车辆的最大装载量为 $q = 8$ t, 平均车速为 50 km/h, 根据本例的实际情况, 可以不考虑车辆的最大行驶路程. 各客户所需货物的重量 q_i 、服务时间 T_i 及访问时间窗口的具体数据见表 1. 配送中心到各客户的距离 (单位: km) 见表 2. 问题是寻找合适的路径, 使得车辆运输总成本最小.

表 1 各需求点的要求

需求点	需求量/t	服务时间/t	访问时间窗口/t
1	2	1	[1,4]
2	1.5	2	[4,6]
3	4.5	1	[1,2]
4	3	3	[4,7]
5	1.5	2	[3.5,5]
6	4	2.5	[2,5]
7	2.5	3	[5,8]
8	3	0.8	[1.5,4]

表 2 配送中心与各客户的距离 km

客户	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	40	60	75	90	200	100	160	80
1	40	0	65	40	100	50	75	110	100
2	60	65	0	75	100	100	75	75	75
3	75	40	75	0	100	50	90	90	150
4	90	100	100	100	0	100	75	75	100
5	200	50	100	50	100	0	70	90	75
6	100	75	75	90	75	70	0	70	100
7	160	110	75	90	75	90	70	0	100
8	80	100	75	150	100	75	100	100	0

3.1 自适应小生境技术的算法设计

1) 编码设计. 采用自然数编码,这样可以降低算法实现的难度,也可以避免找出最优染色体后解码的过程,减小计算量. 0 代表配送中心,1,2,⋯,n 代表 n 个客户. 如染色体编码为 027108560340,表示由 3 辆车完成 8 个客户的运输任务最后回到配送中心,3 条路径分别为: 配送中心 0—客户 2—客户 7—客户 1—配送中心 0、配送中心 0—客户 8—客户 5—客户 6—配送中心 0、配送中心 0—客户 3—客户 4—配送中心 0.

2) 适应度函数. 适应度函数即为目标函数,适应度函数用来度量群体中各个个体在优化计算中的优良程度.

3) 交叉算子. 使用 CX 交叉算子进行交叉操作. 首先,随机在父代染色体中选择一个交配区,例如两个父代染色体及杂交区选定为: $A = 21|347|685$, $B = 72|158|436$; 其次,将 B 的杂交区域加到 A 的前面, A 的交配区域加到 B 的前面,得到: $A' = 158|21347685$, $B' = 347|72158436$; 最后在 A 和 B' 中自杂交区域后依次删除与杂交区域相同的自然数,得到两个后代: $Q_1 = 15823476$, $Q_2 = 34721586$.

4) 选择算子,采用 $(\mu + \lambda)$ 选择机制. 它被认为

是几种流行进化算法的选择机制中选择率最高的一种. 当在种群中进行随机配对的交叉操作时, $(\mu + \lambda)$ 选择机制能产生最快的局部收敛速度. $(\mu + \lambda)$ 选择策略是指在 μ 个父代个体和由这 μ 个个体交叉产生的 λ 个子个体中选择 μ 个最佳个体^[7].

5) 变异算子,采用交换变异,例如种群的某个染色体为 $A = 21347685$,随机产生两个基因变异位置 3、7. 交换染色体上的第 3 个和第 7 个基因. 得到变异后的染色体 $A' = 21847635$.

6) K 的具体表达式,经多次实验,取 $\sigma = 4$,当 $D \geq \sigma$ 取 $K = 10 + 2\text{int}(D)$; 当 $D < \sigma$ 取 $K = 10$.

3.2 算例计算及结果分析

选取群体规模为 100. 各子群体的交叉概率和变异概率经多次实验取 $p_c = 0.9$, $p_m = 0.05$,设置进化代数为 100. 在 Windows XP 系统下,用 Matlab 对算例分别用遗传算法和自适应小生境遗传算法进行编程仿真,运行 10 次,得到的结果对比如表 3 和表 4 所示. 表 3 为配送总距离的求解结果,表 4 为首次搜索到最终解的迭代步数.

表 3 配送总距离 km

计算次序	遗传算法	自适应小生境遗传算法
1	955	965
2	1 025	910
3	965	915
4	910	945
5	975	910
6	985	955
7	1 040	945
8	1 070	910
9	915	975
10	990	915

表 4 首次搜索到最终解的迭代步数

计算次序	遗传算法	自适应小生境遗传算法
1	45	38
2	53	41
3	36	5
4	22	25
5	79	87
6	92	52
7	12	34
8	88	81
9	46	65
10	33	11

从表 3、4 中可以得到,遗传算法的平均配送总距离为 983 km. 平均进化代数为 50.6. 自适应小生境遗传算法的平均配送总距离为 934.5 km. 平均进化代数为 43.9. 自适应小生境遗传算法在 10 次运算中,3 次得到最优解 910 km,其配送路径为:0-3-2-1-0;0-8-5-7-0;0-6-4-0. 用自适应小生境遗传算法得到的平均总配送距离和首次搜索到最终解的平均迭代步数都比用遗传算法计算得到的结果小. 这说明自适应小生境遗传算法在性能和求解速度上都比遗传算法好.

4 结束语

本文将自适应小生境遗传算法应用于车辆路径优化问题. 该算法不仅采用小生境隔离技术,使个体在隔离的小种群中进行进化运算,而且小种群的规模是自适应可变的,结果证明自适应小生境遗传算法具有良好的全局搜索能力和收敛速度,可有效地解决车辆路径优化问题. 但自适应函数中常数的确定需要有对问题有先验知识. 如何使常数确定是值得

继续探讨的问题.

参考文献:

- [1] 王涛,蔡延光,张新政. 现代物流中车辆路径问题的研究 [J]. 仓储与运输,2005,28(113):32-34.
- [2] Dantzing G B, Ramser J H. The truck-dispatching Problem [J]. Management Science,1959,6(1):80-91.
- [3] 林清国. 基于混和遗传算法的有时间窗车辆路径问题研究 [D]. 济南: 山东大学机械工程学院,2007.
- [4] 张玉刑,樊建华,徐建刚,等. 车辆路径问题的改进遗传算法研究 [J]. 天津理工大学学报,2006,22(5):79-82.
- [5] 黄晓滨,邹书蓉,张洪伟. 改进的遗传算法及在物流配送路径优化中的应用 [J]. 西南民族大学学报,2008,34(4):854-859.
- [6] 刘芳华,赵建民,朱信忠. 基于改进遗传算法的物流配送路径优化的研究 [J]. 计算机技术与发展,2009,19(7):83-87.
- [7] 郑宣耀,王芳. 一种改进的小生境遗传算法 [J]. 重庆邮电学院学报,2005,17(6):721-723.

On the Optimization of Logistics Distribution Route Based on Self-adaption Niche Genetic Algorithm

Wen Jin-bao, Cai Yan-guang

(Faculty of Automation,Guangdong University of Technology,Guangzhou 510006,China)

Abstract: The genetic algorithm has the disadvantage of prematurity while the niche genetic algorithm is more time-consuming,so the self-adaption niche technology is introduced into the genetic algorithm to format the self-adaption niche genetic algorithm,which is used to solve the problem of logistics distribution route with time window. Experimental results show that the new algorithm has better global and local search ability and higher convergence speed. It can solve the problem between the population variety and computing time,and offer a more effective way to solve the problem with the logistics distribution route.

Key words: logistics distribution; genetic algorithm; self-adaption niche genetic algorithm