

# 混合遗传算法求解配送车辆调度问题

曲倩倩, 曲仕茹, 温凯歌

QU Qian-qian, QU Shi-ru, WEN Kai-ge

西北工业大学 自动化学院, 西安 710072

College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

QU Qian-qian, QU Shi-ru, WEN Kai-ge. Hybrid genetic algorithm for distribution vehicle routing problem. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(15): 205-207.

**Abstract:** The optimization of vehicle routing is the focus of the logistic distribution. Aiming at solving the vehicle routing problem with time windows, an improved vehicle routing model is built under the consideration of the traffic status. A hybrid genetic algorithm is proposed based on the model above and the self-adaptive strategies are introduced to adjust the parameters of crossover and mutation. Effective crossover and mutation operators are also adopted in the algorithm. Moreover, in order to relieve the selecting pressure, the simulated annealing algorithm is combined with the genetic algorithm and consequently the global convergence has been greatly improved. Results of the simulation show that the proposed algorithm is more efficient compared with the classic genetic algorithm.

**Key words:** vehicle routing problem; hybrid genetic algorithm; self-adaptive strategy; impedance function

**摘要:** 车辆调度优化是物流配送的关键环节。针对有时间窗的车辆调度问题, 综合考虑了路网中的交通状况, 提出改进的车辆调度模型。并针对这个模型, 设计了混合遗传算法, 采用自适应策略调整交叉和变异概率, 引进有效的交叉和变异算子, 并结合模拟退火算法缓解遗传算法的选择压力, 避免早熟收敛。仿真结果表明该算法与标准遗传算法相比有更好的性能。

**关键词:** 车辆调度问题; 混合遗传算法; 自适应策略; 路阻函数

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.15.064 **文章编号:** 1002-8331(2008)15-0205-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.9

车辆调度问题 (Vehicle Routing Problem, VRP) 最早由 Dantzig 和 Ramser 于 1959 年提出, 该问题的定义为: 对一系列装卸点, 调用一定的车辆, 组织适当的行车路线, 使车辆有序地访问它们, 在满足一定约束的情况下, 达到一定的目标。带时间窗的车辆调度问题 (Vehicle Routing Problem with Time Window, VRPTW) 是在 VRP 的基础上增加了客户要求访问的时间窗口, 现实生活中很多问题都可以归结为 VRPTW 问题来处理 (例如火车及公交车的调度、物流配送等), 处理结果的好坏将直接影响到企业的经济效益, 因此对这类问题的研究越来越受到人们的重视。目前求解 VRPTW 问题的算法很多, 基本上可以分为精确算法和启发式算法两大类。由于 VRPTW 属于 NP 难问题 (即问题的求解计算量随问题规模的增大呈指数增加), 因此, 精确算法的实际应用范围比较有限。启发式算法则经历了传统启发式算法和现代启发式算法两个阶段, 前者包括节约算法、邻接算法等, 后者在 20 世纪 90 年代后得到迅速发展, 出现了遗传算法、禁忌搜索算法、模拟退火算法、粒子群算法和神经网络算法等, 为求解 VRPTW 问题提供了新的工具。

国内外学者对于车辆调度问题的研究已经取得了一定进展: Thangiah<sup>[1]</sup> 等提出了改进的遗传算法来求解车辆调度问题, Gulay Barbarosoglu<sup>[2]</sup> 等采用禁忌算法求解车辆调度问题, 国内

学者张丽萍<sup>[3]</sup> 等采用改进的遗传算法来求解没有时间窗的车辆调度问题, 蔡延光<sup>[4]</sup> 等用禁忌搜索算法求解带时间窗的运输调度问题。

本文采用遗传算法求解带时间窗车辆调度问题, 考虑到遗传算法虽然有较好的全局搜索能力, 但它的爬山能力较弱, 在实际应用中容易使种群过早地收敛于局部最优, 出现“早熟”现象, 因此首先改进了传统的遗传算法, 采用自适应交叉及变异策略, 并将其与模拟退火算法相结合, 利用模拟退火算法在一定概率控制下暂时接受一些劣质解的特性, 改进了遗传算法的局部寻优能力, 成功地实现了对带时间窗车辆调度问题的求解。在以往求解带时间窗车辆调度问题时, 国内大多数学者都是假设车辆匀速行驶, 不考虑路网中的交通状况对行车时间的影响, 本文在求解车辆到达时间时, 采用美国联邦公路局 (FHAW) 提出的路阻函数模型, 将路径问题与实际交通状况相结合, 具有一定的现实意义。

## 1 问题描述及数学模型

### 1.1 问题描述

带时间窗车辆调度问题可以这样描述: 假定一个配送中

基金项目: 国家自然科学基金重点支持项目 (No.60134010)。

作者简介: 曲倩倩 (1983-), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能交通控制, 路径优化; 曲仕茹 (1963-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能交通系统; 温凯歌, 研究方向为交通流控制, 智能交通系统。

收稿日期: 2007-11-13 修回日期: 2008-01-29

心,最多可用  $K$  辆载重量为  $Q$  的车对  $n$  个客户进行货物配送工作,配送中心和客户的位置皆已知,每个客户仅由一辆车为其服务,以  $C_{ij}$  表示从点  $i$  到  $j$  的平均运输成本,目标是使车辆的总运输成本最小。将配送中心编号为 0,客户用  $i(i=1,2,3,\dots,n)$  来表示。设  $t_{ij}$  为车辆从客户  $i$  行驶到  $j$  的时间,用  $s_i$  表示车辆到达客户  $i$  的时间,  $T_i$  为完成该任务所需要的时间(装卸货物)。对客户  $i$ ,车辆必须在一定的时间范围内  $[ET_i, LT_i]$  内到达,  $ET_i$  为任务  $i$  的最早允许开始时间,  $LT_i$  为客户  $i$  的最晚允许任务开始时间。如果车辆到达  $i$  的时间早于  $ET_i$  或者晚于  $LT_i$ ,都要给予一定的惩罚。每个客户的需求量为  $q_i$ ,且  $q_i < Q$ ,每辆车的容量都要小于  $Q$ ,否则给予惩罚(为了严格满足容量限制,超重惩罚为  $\infty$ )。

1.2 数学模型

根据问题的复杂程度,预先估计完成任务所需的车辆数  $K$ :

$$K = \left\lceil \sum_{i=1}^n \frac{q_i}{\alpha Q} \right\rceil + 1 \tag{1}$$

车辆调度问题模型如下:

$$\min Z = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=0}^K (C_{ij} X_{ijk}) + p_e \sum_{i=1}^n \max(ET_i - s_i, 0) + p_l \sum_{i=1}^n \max(s_i - LT_i, 0) + M \sum_{k=1}^K \max(\sum_{i=1}^n q_i y_{ki} - Q, 0) \tag{2}$$

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 从点 } i \text{ 行驶到点 } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{3}$$

$$y_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{点 } i \text{ 的用户由车辆 } k \text{ 服务} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \tag{5}$$

$$\sum_{k=1}^K y_{ki} = 1 \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \tag{6}$$

式(2)为目标函数,表示总的运输成本最小,式(4)~(7)保证每个客户只能被一辆车服务一次。在求解车辆到达客户  $i$  的时间  $s_i$  时,大多数学者都是假设车辆匀速行驶,为了更加符合实际交通状况,本文综合考虑路网中的车流量、道路通行能力、路段长度等多方面因素,采用了美国联邦公路局(FHAW)提出的路阻函数模型<sup>[5]</sup>:

$$t_{ij} = t_0 \left[ 1 + \alpha \left( \frac{v_{ij}}{c_{ij}} \right)^\beta \right] \tag{7}$$

$t_{ij}$  为从客户点  $i$  到客户点  $j$  的行驶时间,  $t_0$  表示路段交通流量为 0 时的路段行驶时间,  $v_{ij}$  表示路段  $i$  到  $j$  的交通流量,  $c_{ij}$  表示路段  $i$  到  $j$  的实际通行能力,  $\alpha, \beta$  为参数。

2 混合遗传算法设计

混合遗传算法是模拟退火算法与改进遗传算法相结合的一种优化算法;采用遗传算法对种群个体进行自适应交叉变异后,对产生的新个体进行模拟退火操作。

(1)构造染色体,产生初始群体

采用实数编码,配送中心为 0,客户从 1~ $n$  编号,随机产生  $n$  个城市的一个全排列,随机选择  $m-1$  个插入点,插入 0,这样就构成了一条初始染色体,如此反复,直到满足群体数,在染色体的首部和尾部都不添加 0,默认车辆从配送中心出发并回到配送中心。如果在迭代操作过程中,出现首部(或尾部)为 0 的染色体,认为其不合法。如:1340852076 这条染色体代表由 3

辆车完成 8 个用户任务的路径安排:子路径 1:配送中心-客户 1-客户 3-客户 4-配送中心;子路径 2:配送中心-客户 8-客户 5-客户 2-配送中心;子路径 3:配送中心-客户 7-客户 6-配送中心。

(2)适应度函数

由于 VRPTW 属于最小化问题,其优化目标是在给定的约束条件下,使总成本最小,即目标函数的值越小,对应个体的适应度就越大,该个体就越优良,其相应的解的性能就越优。通常,对于求目标函数最小值的优化问题,变换方法为:

$$F(X) = \begin{cases} C_{\max} - f(X) & f(X) < C_{\max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{8}$$

其中,  $C_{\max}$  设置为一个适当的相对较大的数。

(3)选择算子

本文采用轮盘赌选择法,设种群大小为  $P$ ,个体  $i$  的适应度为  $F_i$ ,则个体  $i$  被选中的概率为  $p_i$ :

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^P F_i} \tag{9}$$

(4)交叉

在车辆路径问题里,采用自然数编码,为了防止交叉过程中产生过多无效染色体,减弱对群体多样性的要求,采用改进的部分匹配交叉(PMX)方法。任意选取两个父代染色体,随机选取两个交叉点,将每一个染色体的交叉段移到对方染色体的首部,然后削去对方染色体的相同项得到子代个体。如:

$$\begin{aligned} A=134108520176 & \rightarrow A1=0180634527 \\ B=537101806143 & \rightarrow B1=0528037164. \end{aligned}$$

显然,生成的两个新染色体首部均为 0,是不合法的,因此进行改进,若是首部(或尾部)出现 0,将其与后面(或前面)不为 0 的基因交换,得到新的合法染色体:  $C=1080634527, D=5028037164$

(5)变异

本文采用倒位变异法设计变异算子。所谓倒位变异是指颠倒个体编码中随机指定的两个基因座之间的基因排列顺序,从而形成一个新的染色体。随机选取同一个体中的两个点,将两个点之间的部分倒置。同样,如果出现首部(或尾部)为 0 的情况,按上述交叉算子的操作方式进行调整。如:

$$A=134105280176 \rightarrow C=1340825076.$$

(6)交叉、变异的自适应参数调整

采用自适应参数调整策略调整交叉率  $p_c$  和变异率  $p_m$ <sup>[6]</sup>,这样可以避免优秀染色体被破坏,有效避免早熟收敛。

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1 \times (f_{\max} - f')}{f_{\max} - \bar{f}} & f' \geq \bar{f} \\ k_3 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{10}$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{k_2 \times (f_{\max} - f'')}{f_{\max} - \bar{f}} & f'' \geq \bar{f} \\ k_4 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{11}$$

其中,  $f_{\max}$  表示某一代群体中最佳染色体的适应度;  $\bar{f}$  表示此代染色体的平均适应度;  $f'$  为两个交叉染色体中适应度较大的一个,  $f''$  为变异个体的适应度。当个体适应度等于种群中最佳染色体适应度时,  $p_c$  和  $p_m$  均为 0,即最优个体保留策略。

(7)模拟退火操作接受新个体

在种群进化过程中,低适应度的个体有时也可能也会包含有用基因,在生成新个体时,应适当考虑劣质解。基于这种考

虑, 本文引入模拟退火算法来承担遗传算法的选择压力。模拟退火算法来源于固体退火原理, 给定初始温度  $T_0$ , 伴随温度的逐渐下降, 不断产生新的状态, 以一定概率接受或舍弃新状态, 最终固体内粒子渐趋有序, 达到平衡态。模拟退火算法这种以概率接受新解的特性可以有效避免搜索陷入局部极值, 大大改善了遗传算法的搜索性能。产生的新个体是否替代其父代个体由模拟退火的 Metropolis 接受准则来评价, 具体来说, 在温度  $t_{gen}$  (冷却进度表中的控制参数衰减函数采用  $t_{gen+1} = \lambda * t_{gen}$ , 其中  $\lambda$  是接近 1 的一个常数,  $gen$  为降温的次数), 由当前个体  $i$  产生新个体  $j$ , 两者的适应度分别为  $f(i)$  和  $f(j)$ , 若  $f(j) > f(i)$ , 则接受新个体; 否则, 按接受概率  $P_i$  接受新个体。

Metropolis<sup>[7]</sup>接受准则对应的转移概率  $P_i$  为:

$$P_i = \begin{cases} 1 & f(j) > f(i) \\ \exp\left[-\frac{f(j)-f(i)}{t_{gen}}\right] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

该混合遗传算法的程序流程图如图 1 所示。

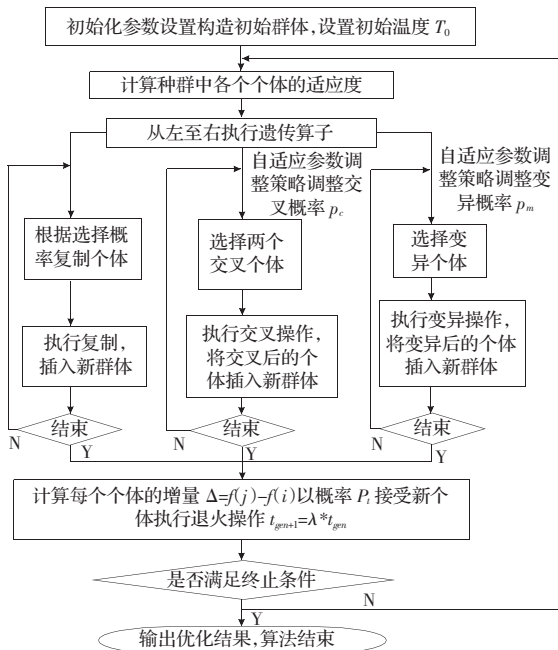


图 1 混合遗传算法求解带时间窗车辆调度问题的流程图

### 3 仿真实例及结果分析

某配送中心某天向 8 个用户配送货物, 8 个用户的货运量  $q_i$  (单位: t) 分别为: 2、1.5、4.5、3、1.5、4、2.5、3; 装卸货时间  $T_i$  (单位: h) 分别为: 1、2、1、3、2、2.5、3、0.8; 客户提出的到达时间范围  $[ET_i, LT_i]$  (单位: 时刻) 分别为: [1, 4]、[4, 6]、[1, 2]、[4, 7]、[3.5, 5]、[2, 5]、[5, 8]、[1.5, 4]。配送中心与各客户点的距离由表 1 给出,

表 1 点对点的距离表格

D	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

表 2 配送中心和客户点的交通流量表格

车流量	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	460	350	550	600	500	300	480	500
1	520	0	400	480	500	450	380	300	700
2	400	370	0	560	380	450	560	500	550
3	350	450	450	0	500	550	600	650	550
4	360	450	400	500	0	600	450	400	500
5	450	500	400	500	550	0	680	600	680
6	300	450	400	550	450	400	0	600	550
7	350	450	500	550	600	540	550	0	550
8	600	650	550	500	400	450	420	400	0

表 3 配送中心和客户的通行能力表格

	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0	460	350	550	600	500	300	480	500
1	520	0	400	480	500	450	380	300	700
2	400	370	0	560	380	450	560	500	550
3	350	450	450	0	500	550	600	650	550
4	360	450	400	500	0	600	450	400	500
5	450	500	400	500	550	0	680	600	680
6	300	450	400	550	450	400	0	600	550
7	350	450	500	550	600	540	550	0	550
8	600	650	550	500	400	450	420	400	0

各路段交通流量以及路段通行能力分别由表 2 和表 3 给出。

种群数目取 24, 初始温度为 9 000, 终止温度取为 300, 最大迭代次数取 300, 衰减系数  $\lambda$  取为 0.99, 路阻函数中  $\alpha=0.15$ ,  $\beta=4$ ; 图 2, 图 3 分别为第 20 代和第 300 代种群个体分布图, 图 4、图 5 分别是遗传迭代过程中总行驶费用, 惩罚费用的变化曲线图。

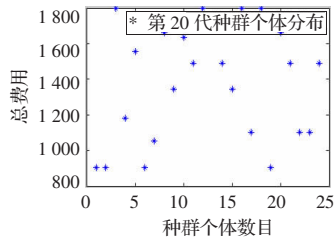


图 2 第 20 代种群个体分布图

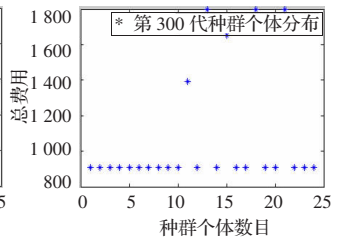


图 3 第 300 代种群个体分布图

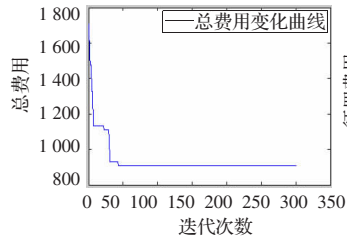


图 4 总行驶费用的变化曲线图

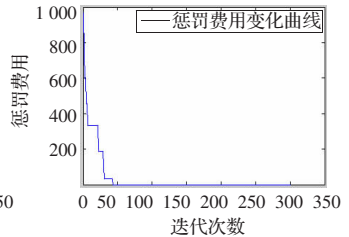


图 5 惩罚费用变化曲线图

从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 种群分布逐渐趋于稳定, 曲线变化平缓, 总的行驶费用逐渐减小最后收敛到固定值, 惩罚费用也逐渐减小到 0, 说明搜索到的解是满意解。最优调度路线为: 3120857064, 说明需要使用 3 辆车, 路径分别为 1: 配送中心-客户 3-客户 1-客户 2-配送中心; 2: 配送中心-客户 8-客户 5-客户 7-配送中心; 3: 配送中心-客户 6-客户 4-配送中心。车辆到达客户 1~8 的时间分别为 0.812 01、5.700 81、1.550 3、6.028 4、4.086 9、2.005 9、7.921 9、4.086 9, 均在客户要求的时间范围内到达, 总的行驶时间为 33.904 51, 最小费用为 910, 惩罚费用为 0。

分别对标准遗传算法和混合遗传算法进行 100 次实验, 设置参数均相同, 标准遗传算法搜索到最优解的概率为 13%, 而混合遗传算法搜索到最优解的概率为 68%, 由此看出, 本文设计的混合遗传算法有更好的求解性能。

### 4 结论

本文在求解带时间窗车辆调度问题时, 综合考虑了路网中的交通流状况和道路通行能力, 提出了改进的车辆调度模型,