

文章编号: 1001-0920(2012)02-0175-07

基于两阶段求解算法的动态车辆调度问题研究

王旭^{1a}, 葛显龙^{1b}, 代应²

(1. 重庆大学 a. 贸易与行政学院, b. 机械工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆理工大学工商管理学院, 重庆 400050)

摘要: 在分析需求动态变化的基础上, 根据需求信息的提出顺序, 将动态配送问题转换成不同时刻的静态车辆调度问题, 建立基于时间轴的动态车辆调度模型; 利用量子理论改进遗传算法, 设计量子遗传算法; 针对动态车辆调度问题实时性强的特点, 设计“初始优化阶段+实时优化阶段”的两阶段求解策略, 通过信息更新插入动态需求客户, 并对已产生的计划路径进行局部优化调整. 通过仿真计算, 验证了模型和算法的有效性.

关键词: 量子遗传算法; 动态车辆调度问题; 两阶段算法; 时间轴

中图分类号: F274

文献标识码: A

Research on dynamic vehicle routing problem based on two-phase algorithm

WANG Xu^{1a}, GE Xian-long^{1b}, DAI Ying²

(1a. College of Trade and Public Administration, 1b. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. College of Business Administration, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China. Correspondent: GE Xian-long, E-mail: gexianlong@cqu.edu.cn)

Abstract: On the basis of analyzing dynamic needs information of customers, and according to the dynamic order information, the dynamic vehicle scheduling model based on the time axis is established. The dynamic distribution problem is transformed into a series of static distribution problems. At the same time, quantum genetic algorithm is designed for vehicle routing problem (VRP). Aiming at the real time of dynamic vehicle scheduling problem, the two-phase solution of “initial optimization stage” and “real-time optimization stage” are established, which optimizes sub-routes through continuously updating information and inserting the dynamic needs customers. Simulation results show the effectiveness of the model and algorithm.

Key words: quantum genetic algorithm; dynamic vehicle routing problem; two-phase algorithm; time axis

1 引言

车辆调度问题 (VRP)^[1]产生于公路交通运输管理, 于1959年被首次提出, 很快成为运筹学与组合优化领域的前沿和研究热点. 经典的车辆调度问题是假设在优化调度指令执行之前, 调度中心已经知道所有与优化调度相关的信息, 并且这些信息不随时间变化而变化. 而在实际的生产生活中, 很多信息 (如顾客的地理位置、顾客的需求时间、顾客的需求量, 车辆的行驶时间和服务时间等) 在路径优化之前并不是可以预知的, 并且这些信息不是一成不变的, 可能有新的信息出现或已有信息发生改变等情况. 为了区分经典车辆调度问题, 把在优化调度指令执行之前不能预知

调度信息的 VRP 记为动态车辆调度问题 (DVRP)。

DVRP 问题更接近实际的生产和生活, 因而近年来 DVRP 逐渐成为研究的热点. 针对 DVRP 的研究, 国内外学者主要集中在建立各种动态车辆调度模型和设计简洁高效的启发式算法. 如文献 [2] 总结了近年来对 DVRP 的数学模型、渐近结果和算法的研究成果, 并对 DVRP 的未来发展方向作以展望; [3] 研究了模糊需求信息条件下的实时动态车辆调度问题的数学模型; [4] 建立了随机需求的动态车辆调度模型, 并采用遗传算法进行求解; [5] 研究了带有时间窗的 DVRP, 并对模型的次优解的求解算法进行了分析; [6] 研究了实时决策和自主决策的 DVRP; [7] 和 [8] 分别

收稿日期: 2010-09-09; 修回日期: 2011-03-27.

基金项目: 国家863计划项目(2006AA04A123); 重庆市自然科学基金项目(CSTC.2008BB2173); 教育部人文社会科学研究青年基金项目(09YJC630247).

作者简介: 王旭(1963—), 女, 教授, 博士生导师, 从事供应链管理与现代物流、项目管理等研究; 葛显龙(1984—), 男, 博士生, 从事供应链管理与现代物流的研究.

就 DVRP 的近似解算法和局部搜索算法进行了研究.

量子进化算法 (QEA) 是将量子比特的概率幅表示方式应用于染色体的编码, 使一个染色体可以表达多个模态的叠加, 从而比传统的进化计算更具并行性. 同时, QEA 利用当前最优个体的信息更新量子旋转门, 以加速算法收敛, 若引入量子交叉和变异等操作, 则可以克服早熟收敛现象. Narayanan 等人^[9]提出了量子衍生遗传算法 (QGA) 的概念; 同时指出, 量子态的干涉作用可通过遗传算法的交叉操作加以实现, 并设计了求解旅行商问题的量子衍生遗传算法的框架. Han 等人^[10]提出了一种量子衍生遗传算法, 并成功地应用于背包问题, 由此掀起了一系列的改进和应用研究. Hichem 等人^[11]利用量子进化算法研究了商旅问题, 并取得了较好的计算结果. 王凌^[12]在介绍量子进化算法原理的基础上对 QEA 的改进方向和应用前景进行了研究. 赵燕伟等人^[13]利用量子进化算法研究了有约束的车辆调度问题. 张景玲等人^[14]将 2-OPT 引入量子进化算法中, 研究了动态车辆调度问题. Han 等人^[15]将修复函数引入并行量子遗传算法中, 并研究了其求解组合优化问题.

目前, 量子进化算法的研究已成为国际学术界计算智能领域的一项重要内容. 本文针对实际物流配送系统中客户需求动态变化的情况, 引入时间轴的概念, 构建基于时间轴的动态车辆调度模型. 在介绍基本 QEA 的原理、特点和基本流程的基础上, 结合 DVRP 的实时性特点设计了“初始优化阶段+实时优化阶段”的两阶段求解策略, 并设计了用于求解 VRP 的量子遗传算法, 最后通过算例对其进行了测试与分析.

2 问题描述

本文研究由一个配送中心负责整个配送网络客户需求的 DVRP, 正常情况下由客户提前提出需求计划 (包含需求量和需求时间) 后, 由配送中心负责配送. 而配送中心考虑到自身运营成本的因素, 采用 Milk-Run (循环式配货) 方式对多个需求客户配送. 在某段时期内, 根据客户有无提前订货和其订货计划与实际需求是否一致为依据, 将配送网络中的客户分为静态需求客户和动态需求客户, 其中静态需求客户的信息是已知的. 在配送网络中没有动态信息 (动态客户的需求或静态客户的需求变化) 产生时, 配送中心根据已知的信息进行路径优化, 并向配送车辆发布配送指令, 随着时间的推移, 当有动态信息产生时, 配送中心调度系统需改变原先路线或重新开辟路线以对动态需求作出处理.

由于 DVRP 中的信息是随时间变化的, 需要考虑时间因素, 在此引入时间轴的概念, 如图 1 所示. 在动

态调度环境中, 可将整个调度周期 (如一个工作日) 建立为时间轴, 每个新需求产生的时刻为 t , 由于在时刻 t 的动态需求信息和静态需求信息已知, 可将动态配送网络通过时刻 t 的静态网络来表示.

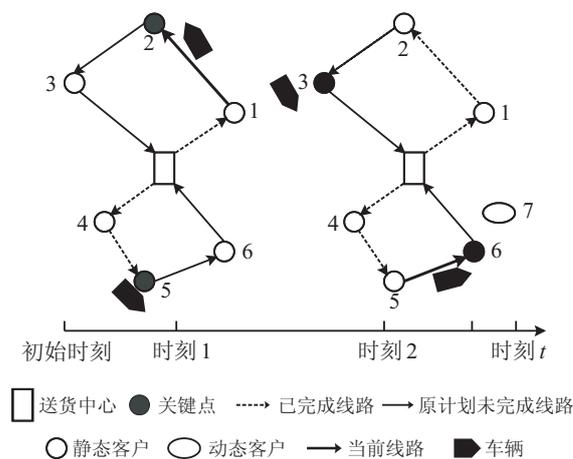


图 1 时间轴和关键点示例图

在时刻 t , 根据车辆位置将所有需求信息分为 4 类: 1) 已完成的客户; 2) 正在被服务或车辆正在前往服务路上的客户; 3) 未完成的客户; 4) 新的需求客户. 其中第 2 类, 在任务实施中已经不可更改, 这类点是静态配送网络中的关键点, 如图 2 中时刻 2 的点 3 和 6. 由此可见, 动态配送网络可通过建立一系列基于时间轴的静态网络来表示动态问题. 其中每个时刻 t 下静态网络的关键点识别非常重要, 车辆调度系统可根据关键点的位置和车辆装载量以及未完成的客户需求信息来安排调度计划.

3 建立动态车辆调度模型

3.1 符号表示

整个配送网络记为 Net , 时刻 t 的配送网络为 $Net(t)$, $W_p(t)$ 表示 t 时刻所有关键点的集合, $W_{po}(t)$ 表示 t 时刻所有关键点和配送中心的集合, $W_u(t)$ 表示 t 时刻未完成的静态客户和提出需求的动态客户的集合, $W_{uo}(t)$ 表示 t 时刻所有未完成的静态客户、提出需求的动态客户和配送中心的集合, $W_{upo}(t)$ 表示 t 时刻所有关键点、未完成的静态客户、提出需求的动态客户和配送中心的集合, m 表示 t 时刻完成所有需求的车辆总数, Q 表示车辆的最大载体积, $Q_{ik}(t)$ 表示 t 时刻车辆由第 i 个客户出发时的已累积载量 (若车辆从配送中心出发, 则 $Q_{0k}(t) = 0$), q_i 表示 t 时刻第 i 个客户的需求量, 0 表示配送中心, o 表示配送中心或配送网络中的关键点, c_{ij} 表示从客户 i 到客户点 j 的广义成本费用, 根据目标的不同可以是距离、费用、时间等不同的含义.

3.2 建立时间轴的动态模型

为了使路线安排具有一定的弹性, 可预先估计 t

时刻完成任务所需要的车辆数

$$m = \left\lceil \sum_{i \in W_u(t)} q_i / \partial Q \right\rceil + 1. \quad (1)$$

其中: $\lceil * \rceil$ 表示对括号内的数取整; $0 < \partial < 1$, 是对装车的复杂性程度及约束限制的估计, 一般的情况下, 装车越复杂, 约束条件越多, ∂ 越小, 表示车辆所能容纳的货物量越少.

建立 t 时刻静态配送网络 VRP 的数学模型, 首先给出决策变量

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{车辆由客户 } i \text{ 驶向客户 } j; \\ 0, & \text{其他;} \end{cases} \quad (2)$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{客户 } i \text{ 的配送任务由车辆 } k \text{ 完成;} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

则数学模型如下:

$$Z = \sum_{i \in W_{upo}(t)} \sum_{j \in W_{uo}(t)} \sum_{k=1}^m c_{ij} x_{ijk}. \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i \in W_{uo}(t)} q_i y_{ik} \leq Q - Q_{jk}(t), \quad (5)$$

$$j \in W_{op}(t), k = 1, 2, \dots, m;$$

$$\sum_{i \in W_{uo}(t)} \sum_{j \in W_p(t)} x_{ijk} = 0, k = 1, 2, \dots, m; \quad (6)$$

$$\sum_{i \in W_p(t)} \sum_{j \in W_{uo}(t)} x_{ijk} = |W_p(t)|, k = 1, 2, \dots, m; \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^m y_{ik} = 1, i \in W_u(t); \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{i \in W_{po}(t)} y_{ik} = m; \quad (9)$$

$$\sum_{i \in W_u(t)} x_{ijk} = y_{jk}, j \in W_u(t), k = 1, 2, \dots, m; \quad (10)$$

$$\sum_{j \in W_u(t)} x_{ijk} = y_{ik}, i \in W_u(t), k = 1, 2, \dots, m. \quad (11)$$

式(2)为目标函数, 表示 t 时刻配送网络总的费用最小; 式(3)表示车辆 k 承担的任务量之和不大于车辆的载重体积; 式(4)和(5)表示对关键点的访问是单向的, 关键点只能发出车辆, 然后回到配送中心; 式(6)表示客户 i 只能由一台车辆完成; 式(7)表示由关键点和配送中心发出 m 辆车; 式(8)和(9)表示进入客户服务的车辆一定会由此客户出去, 即两个变量之间的关系.

4 设计两阶段求解算法

4.1 量子进化算法的基本概念

量子进化算法的核心是利用量子态的叠加性和

相干性带来的内在并行性来加速算法的求解速度, 与其他经典算法本质的区别在于它具有量子并行性. 量子算法对每一个量子态的变换相当于一种经典计算, 所有这些经典计算同时完成, 并按一定的概率振幅叠加起来, 给出量子计算的结果, 这种计算称为量子并行计算. 因此, 一个量子位可以表示为

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle, \quad (12)$$

其中 α 和 β 是复数, 代表相应状态出现的概率, $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 分别表示量子比特处于状态 0 和 1 的概率, 需满足归一化条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$. 进化算法常用的编码方式有二进制编码、十进制编码和符号编码. 在 QEA 中, 使用一种新颖的基于量子比特的编码方式, 即用一对复数定义一个量子位. 一个具有 m 个量子染色体可以描述为

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i = 1, 2, \dots, m$. 这种表示方法可以表征任意的线性叠加态, 例如一个具有如下长度为 3 的量子染色体

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

其表示的量子位状态为

$$\frac{1}{4}|000\rangle - \frac{1}{4}|001\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4}|010\rangle - \frac{\sqrt{3}}{4}|011\rangle + \frac{1}{4}|100\rangle - \frac{1}{4}|101\rangle + \frac{\sqrt{3}}{4}|110\rangle - \frac{1}{4}|111\rangle. \quad (15)$$

式(13)表示的量子位状态 $|000\rangle, |001\rangle, |010\rangle, |011\rangle, |100\rangle, |110\rangle$ 和 $|111\rangle$ 出现的概率分别为 $1/16, 1/16, 3/16, 1/16, 1/16, 3/16$ 和 $1/16$. 式(13)中所表示的个体包含了 8 个量子位状态的信息. 量子位状态这种表示形式, 使得单个染色体可同时表达多个状态的线性叠加, 从而使采用量子位表示的进化算法有着优秀的种群多样性特征.

4.2 量子遗传算法

量子遗传算法是把遗传算法中的交叉算法和变异算法应用到量子进化算法中, 充分利用了量子进化算法的种群多样性和遗传算法全局优化的优势. 由于量子遗传算法能同时拥有两种算法优点, 这种并行结构使得算法具有快速收敛和全局寻优的能力, 具体框架结构如图 2 所示.

1) 量子染色体构造

对于 n 个客户的 VRP 问题, 采用一个三维量子比特矩阵表示一个量子染色体, 如此构造比特矩阵染色体构成初始种群 $Q(t)$. 解码变换采取“先线路后分组”的两步走方法, 第 1 步产生客户服务的先后序列,

通过产生 [0,1] 之间的随机数,生成二维 0-1 观测矩阵,随机搜索调整矩阵确保每行每列只有一个 1. 横坐标代表服务的顺序,纵坐标代表客户号. 例如,5 个客户问题的 0-1 矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

式 (14) 表示客户顺序为: 1->3->2->5->4. 第 2 步形成车辆行驶路线,每次启用一辆车,按客户序列的顺序服务客户. 当前车辆无法满足下一个客户需求时,重新启用一辆车,如此可以把比特编码转换为整数编码. 例如,表示 5 个客户需求的调度需有两辆车完成,0 代表配送中心. 若所需车辆数超过已有车辆数,此路径为不可行解,需重新产生新的量子比特染色体,如此即可将比特种群 $Q(t)$ 转换为整数种群 $P(t)$.

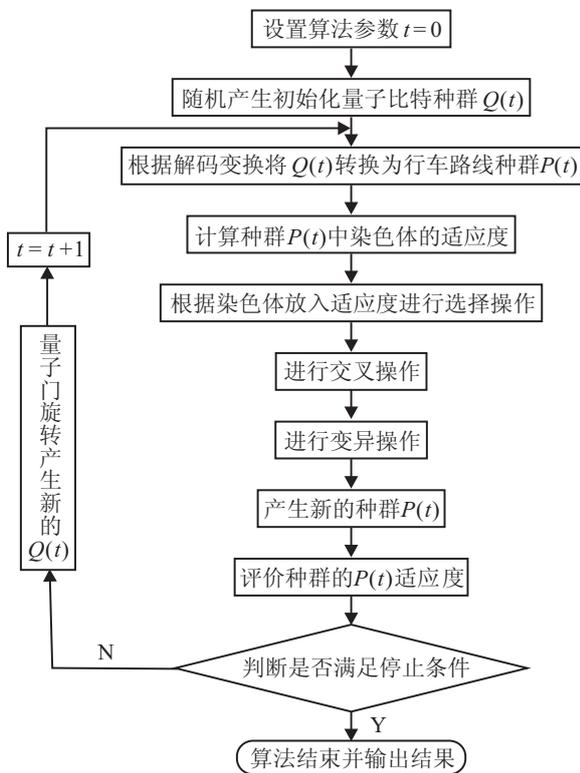


图 2 量子遗传算法流程框架图

2) 量子门更新

量子进化算法中状态间的转移通过量子门变换矩阵实现,经由量子门引导个体进化,其构造是设计量子进化算法的关键,直接影响着算法的性能. 根据薛定谔方程要求,量子门应满足. 量子门的设计有多种形式,如非门、受控非门、Hadamard 变换门等^[16],最常用的量子旋转门如下:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{(m,n)}^{t+1} \\ \beta_{(m,n)}^{t+1} \end{bmatrix} = U(\delta\theta) \begin{bmatrix} \alpha'_{(m,n)} \\ \beta'_{(m,n)} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \cos(\delta\theta) & -\sin(\delta\theta) \\ \sin(\delta\theta) & \cos(\delta\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha'_{(m,n)} \\ \beta'_{(m,n)} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

其中: 记 $\delta = s(\alpha, \beta)$ 表示旋转的方向,保证算法的熟练性; θ 表示旋转角,控制算法的收敛速度. δ 的具体取值可在表 1 中查取.

表 1 旋转门查找表

$x(m, n)$	$b(m, n)$	$Z(x) < Z(b)$	θ	$s(\alpha, \beta)$			
				$\alpha\beta > 0$	$\alpha\beta < 0$	$\alpha = 0$	$\beta = 0$
0	0	0	False	0	0	0	0
0	0	0	Ture	0	0	0	0
0	1	1	False	0	0	0	0
0	1	1	Ture	0.005π	1	± 1	0
1	0	0	False	0.01π	1	± 1	0
1	0	0	Ture	0.025π	-1	0	± 1
1	1	1	False	0.005π	-1	0	± 1
1	1	1	Ture	0.025π	-1	0	± 1

表 1 中: $x(m, n)$ 代表当前 0-1 矩阵染色体中的某一位, $b(m, n)$ 代表当前最优染色体中与之对应的位, $Z(x)$ 为目标函数. 例如,当 $x(m, n) = 0, b(m, n) = 1, Z(x) < Z(b)$ 时,由于目标值越小越好,为了收敛到更优目标值,应增大当前解中此位取 0 的概率,使 $|\alpha|^2$ 变大,若 (α, β) 在第一、第三象限,则旋转方向为顺时针方向;若 (α, β) 在第二、第四象限,则旋转方向为逆时针方向.

3) 适应度计算

对种群中各个染色体解码变换后,将整数行车路线染色体代入式 (2) 中,计算它的目标函数值 Z ; 若染色体违反约束条件 (3)~(9), 则赋予 Z 一个很大的数. 本文染色体的适应度函数取与目标函数一致,由此可见函数值越小的染色体越优良.

4) 行车路线染色体的交叉操作

VSP 问题具有组内有序、组间无序的特点,在此采用基于传统顺序交叉算子的基础上改进的交叉算子. 该交叉算子运用实数编码的特殊结构,即两个 0 之间的基因码表示车辆的配送顺序,在选择交叉点时,需确定配送中心的位置,即 0 基因码. 在交叉时,把选中的子串移位到首位,这样可以最大限度地保留已成为最优路径的子路径,而且在两个双亲相同的情况下,该算子也会产生新的染色体,在变异算子的配合下,产生新的有效的染色体,从而提高算法的寻优能力,降低过早收敛的可能,避免了早熟现象的产生^[17],如图 3 所示.

① 子路线交叉复制: 选择两个染色体 A 和 B, 在 $[1, m]$ 之间随机产生两个自然数 t_1 和 t_2 (在此假设 $t_1 < t_2$), 若 t_1 和 t_2 对应染色体 A 中的基因码为 0, 则向左或向右移动到最近的 0; 然后将选中的子串移到临时串 string 的首位, 其他依次后移.

② 剩下子路线的确定: 删去染色体 B 中与选中

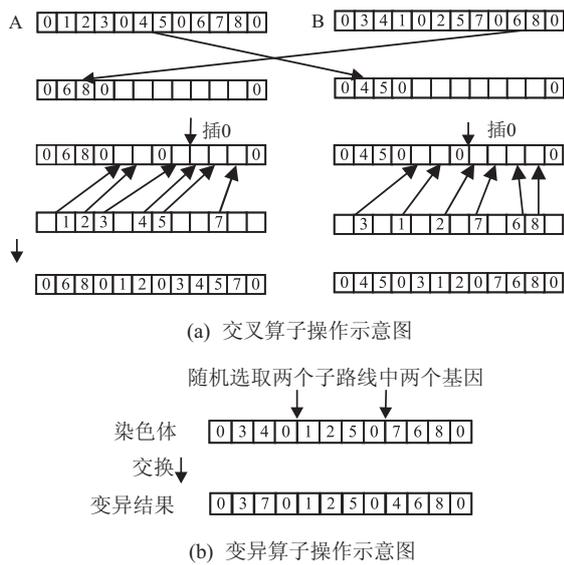


图3 交叉变异算子操作

的子串中相同基因码, 得到后代需要的其他基因码的顺序. 照此顺序, 从左到右替代temp中非选中的字串基因码, 得到后代A. 同理, 照此方式得到另一后代B.

如若产生的子代染色体违反约束条件(3)~(9), 则重新产生 t_1 和 t_2 , 重复①和②。

5) 行车路线染色体的变异操作

随机选择一个染色体, 在 $[1, m + n]$ 之间随机产生两个自然数 s_1 和 s_2 , 若 s_1 和 s_2 对应的基因是非零的, 则交叉其位置变异成新的基因; 否则, 重新产生。

4.3 DVRP的两阶段求解算法

通过分析发现, DVRP信息的动态性一般产生于

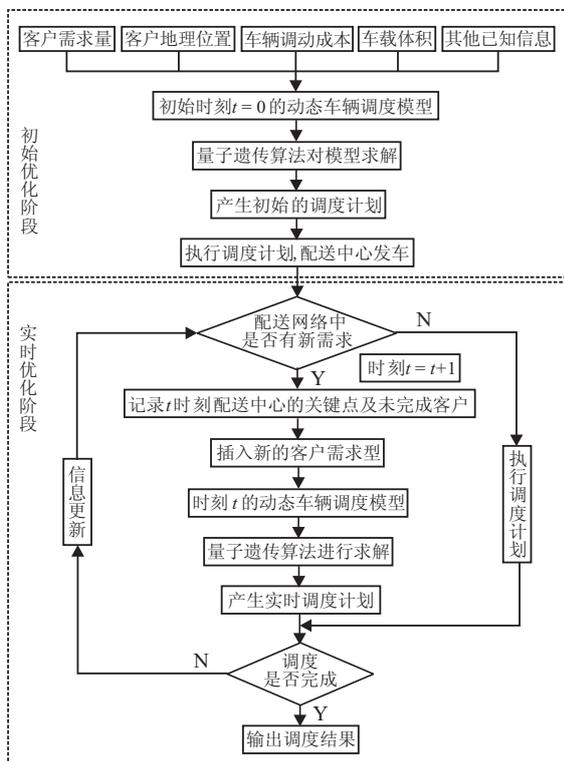


图4 求解动态车辆调度模型的两阶段算法流程图

执行配送计划的过程中, 据此设计“初始优化阶段+实时优化阶段”的两阶段求解策略, 具体步骤见图4。

第1阶段: 根据已知信息制定初始优化阶段的调度计划. 该阶段采用量子遗传算法进行全局优化, 产生初始调度计划, 并从配送中心发车进行配送。

第2阶段: 根据动态信息的产生进行实时阶段的优化. 该阶段将在执行第1阶段制定的配送计划的过程中, 通过不断更新客户需求信息, 判断是否有新的需求提出, 若没有, 执行原调度计划; 若有, 把新的提出需求的客户插入配送网络中, 并利用量子遗传算法进行快速寻优, 产生实时调度计划。

5 算例分析

5.1 实验1

本文采用Maple程序对一个由计算机随机产生的动态配送网络进行计算仿真. 配送区域为边长50km的正方形, 随机产生30个静态需求客户和10个动态需求客户, 每个客户的需求量不大于2, 配送中心车辆的载重体积均为8, 车辆一次配送的最大行驶距离均为100km. 利用计算机随机产生30个静态需求客户的位置坐标和需求信息, 以及10个动态需求客户信息, 其中配送中心位置为 $O(25\text{ km}, 25\text{ km})$, 静态需求客户的坐标及其需求信息见表2, 动态需求客户的坐标和需求信息见表3。

表2 静态客户需求信息

客户	坐标/km	需求量/m ³	客户	坐标/km	需求量/m ³
1	[29,44]	0.5	16	[26,12]	0.8
2	[47,9]	0.2	17	[34,19]	1.4
3	[45,13]	0.4	18	[18,40]	1.4
4	[32,16]	2	19	[43,26]	0.9
5	[6,1]	1.7	20	[19,3]	1.7
6	[34,6]	0.3	21	[25,49]	0.2
7	[44,6]	1.7	22	[26,49]	0.9
8	[36,46]	0.7	23	[29,3]	0.3
9	[38,39]	0.2	24	[29,37]	0.2
10	[5,28]	1.2	25	[14,37]	0.5
11	[27,7]	1.7	26	[50,10]	0.3
12	[32,3]	0.5	27	[47,26]	0.9
13	[17,14]	0.3	28	[8,10]	0.5
14	[40,47]	1.5	29	[42,27]	1.4
15	[37,47]	0.4	30	[46,34]	2

表3 动态客户需求信息

客户	坐标/km	时刻	需求量/m ³	客户	坐标/km	时刻	需求量/m ³
A	[8,19]	1	1	F	[41,43]	1	0.3
B	[47,10]	2	1.5	G	[39,25]	1	0.2
C	[2,15]	2	1.6	H	[4,8]	2	2.2
D	[9,9]	1	2.6	I	[44,41]	1	2.8
E	[21,12]	1	1.4	J	[13,49]	2	1

初始配送所需车辆 $m = \left\lceil \sum_{i \in W_u(1)} q_i / \vartheta \right\rceil + 1 = 6$,

在此 ϑ 取值为 0.8, 首先对固定需求客户配送进行优化求解, 产生初始配送路线如表 4 所示。

表 4 初始调度计划的基本情况

车辆	配送路径	车载率/%	行驶距离/km
1	0-17-7-3-2-26-27-19-29-0	90	69.92
2	0-4-6-12-23-11-16-0	70	50.82
3	0-24-1-22-21-18-25-10-0	61.25	75.83
4	0-13-28-5-20-0	52.50	68.63
5	0-30-9-14-15-8-0	60	68.65

在时刻 1 更新客户需求信息, 此时有 A, D, E, F, G 和 I 六个动态需求客户提出了服务请求。由计算可知, 此时配送中心已按初始调度计划发出 5 辆车, 配送网络中的关键点分别位于客户 3, 23, 1, 28 和 9, 故配送网络中的关键点集合 $W_p(1) = \{1, 3, 9, 23, 28\}$, $Q_{ik}(1) = \{0.7, 3.5, 2.2, 3.1, 0.8\}$, $k \in W_p(1)$, $k \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$, $W_u(1) = \{2, 5, 8, 10, 11, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 25, 26, 27, 29\}$ 。根据已知信息对动态配送网络进行实时优化阶段, 运用量子遗传算法对时刻 1 的配送网络进行求解, 并输出时刻 1 的调度计划, 如表 5 所示。

表 5 时刻 1 的调度计划的基本情况

车辆	配送路径	车载率/%	行驶距离/km
1	0-17-7-3-2-26-27-19-29-G-0	92.50	70.41
2	0-4-6-12-23-11-16-E-0	85	56.38
3	0-24-1-22-21-18-25-10-0	61.25	75.83
4	0-13-28-A-D-5-20-0	85	87.01
5	0-30-9-I-F-14-15-8-0	98.75	74.46

更新客户需求信息, 此时有 B, C, H 和 J 四个动态需求客户提出了服务请求, 记为时刻 2。由计算可知, 此时配送网络中有 5 辆车在负责配送, 配送网络中的关键点分别位于客户 27, 16, 18, 5 和 14, 故配送网络中关键点集合 $W_p(2) = \{5, 14, 16, 18, 27\}$, $Q_{ik}(2) = \{5.1, 6.8, 5.4, 3.2, 4.9\}$, $i \in W_p(2)$, $k \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$, $W_u(2) = \{8, 10, 15, 19, 20, 29, B, C, E, G, H, J\}$ 。根据已知信息对动态配送网络进行实时优化阶段, 运用量子遗传算法对时刻 2 的配送网络进行求解, 并输出时刻 2 的调度计划, 如表 6 所示。

表 6 时刻 2 的调度计划的基本情况

车辆	配送路径	车载率/%	行驶距离/km
1	0-17-7-3-2-26-27-19-29-G-0	92.50	70.41
2	0-4-6-12-23-11-16-B-0	86.25	85.49
3	0-24-1-22-21-18-J-25-10-0	72.50	93.17
4	0-13-28-A-D-5-20-0	97.50	87.01
5	0-30-9-I-F-14-15-8-0	98.75	74.46
6	0-C-H-E-0	65	63.43

由此可见, 两阶段算法能够较好地解决动态车辆

调度问题的实时性要求, 而量子遗传算法的多样性能够加速算法的收敛, 取得较好的结果。

5.2 实验 2

为了验证两阶段算法对于求解动态车辆调度问题的优越性, 对于实验 1 的例子, 采用遗传算法, 粒子群算法和两阶段算法进行对比分析, 收敛情况如图 5 所示。

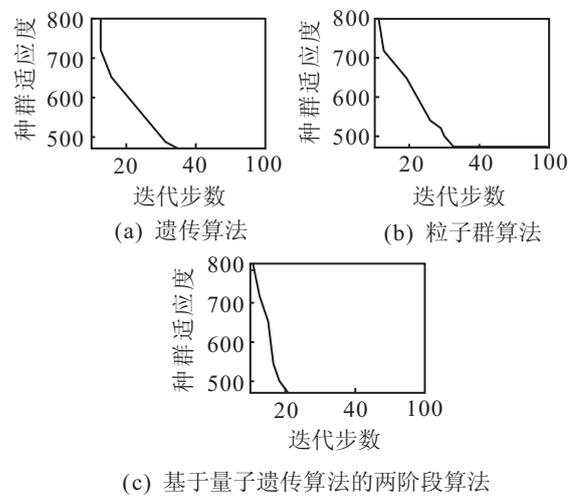


图 5 算法收敛图

由图 5 可见, 遗传算法在 50 代左右收敛, 粒子群算法在 40 代左右收敛, 而基于量子遗传算法的两阶段算法只需要 20 代左右即可收敛, 这得益于量子遗传算法的多样性。

通过表 7 可以看出, 3 种算法搜索成功率从大到小依次为遗传算法、粒子群算法、基于量子遗传算法的两阶段算法; 最劣值、平均值从小到大依次为两阶段算法、遗传算法、粒子群算法, 反映出量子遗传算法的全局搜索能力最强, 遗传算法次之, 粒子群算法最弱。3 种算法平均成功搜索收敛代数从小到大依次为粒子群算法、量子遗传算法、遗传算法, 反映出粒子群算法收敛速度最快, 量子遗传算法次之, 遗传算法最慢。

表 7 仿真计算结果对比分析

仿真实验结果	遗传算法	粒子群算法	两阶段算法
最优值	473.97	473.97	473.97
最劣值	1125	1463	752
平均值	865	987	561
搜索成功率	15%	12%	48%
平均搜索迭代次数	52.31	26.42	33.26

6 结 论

1) 本文研究了动态配送网络的 VRP, 提出了基于时间轴的概念, 根据动态需求客户发出需求计划的时刻把 DVRP 分成不同时刻的 VRP, 对 DVRP 进行实时优化。

2) 建立了 DVRP 的数学模型, 该模型考虑了较为接近实际的约束条件和目标函数, 并具有简单、直观、易于理解、易于设计算法求解及可扩充性强等特点。

3) 设计了量子遗传算法求解 VRP, 即采用量子位的多样性, 使其在结果寻优中发挥了很好的作用, 与现有文献中的求解算法相比, 本文算法解的表示自然直观, 算法策略易于理解, 计算效率高, 收敛速度快。

4) 针对 DVRP 的两阶段求解算法, 在动态需求客户提出需求时, 利用时间轴标识不同的时刻, 更新配送网络中的信息, 实时地对 DVRP 进行再优化。

5) 结合算例对设计的算法进行了实验计算, 计算结果表明, 本文设计的混合遗传算法求解 DVRP, 不仅取得了较好的计算结果, 而且算法的计算效率高, 收敛速度快, 计算结果也很稳定。

参考文献(References)

- [1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. *Management Science*, 1959, 4(6): 80-91.
- [2] 谢秉磊, 郭耀煌, 郭强. 动态车辆路径问题: 现状与展望[J]. *系统工程理论方法应用*, 2002, 11(2): 116-121.
(Xie B L, Guo Y H, Guo Q. Dynamic vehicle routing problems: Status and prospect[J]. *Systems Enging-theory Methodology Application*, 2002, 11(2): 116-120.)
- [3] 张建勇, 李军. 模糊需求信息条件下的实时动态车辆调度问题研究[J]. *管理工程学报*, 2004, 18(4): 69-73.
(Zhang J Y, Li J. Research of the fuzzy dynamic vehicle scheduling problem when demand at nodes is uncertain[J]. *J of Industrial Engineering Management*, 2004, 18(4): 69-73.)
- [4] 宋远清, 李永生, 梁慎清. 需求随机车辆调度问题的遗传算法研究[J]. *计算机技术与发展*, 2009, 19(2): 230-233.
(Song Y Q, Li Y S, Liang S Q. Study of genetic algorithm for vehicle routing problem with stochastic demands[J]. *Computer Technology and Development*, 2009, 19(2): 230-233.)
- [5] Juliane M. Approximative solutions to the bicriterion Vehicle Routing Problem with Time Windows[J]. *European J of Operational Research*, 2010, 202(1): 223-231.
- [6] Jörn S, Herbert K. Online decision making and automatic decision model adaptation[J]. *Computers and Operations Research*, 2009, 36(3): 1740-1750.
- [7] Clara N, Robert S. An approximate dynamic programming approach for the vehicle routing problem with stochastic demands[J]. *European J of Operational Research*, 2009, 196(2): 509-515.
- [8] Rodrigo M B, Vinícius A A. Adaptive granular local search heuristic for a dynamic vehicle routing problem[J]. *Computers and Operations Research*, 2009, 36(11): 2955-2968.
- [9] Narayanan A, Moore M. Quantum inspired genetic algorithm[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Nogaya, 1996: 61-66.
- [10] Han K H, Kim J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6): 580-593.
- [11] Hichem T, Amer D, Mohamed B. A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. *IEEE Int Conf on Industrial Technology*. Hammamet, 2004: 1192-1197.
- [12] 王凌. 量子进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2008, 23(12): 1321-1327.
(Wang L. Advances in quantum-inspired evolutionary algorithms[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(12): 1321-1327.)
- [13] 赵燕伟, 彭典军, 张景玲, 等. 有能力约束车辆路径问题的量子进化算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2009, 29(2): 159-167.
(Zhao Y W, Peng D J, Zhang J L, et al. Quantum evolutionary algorithm for capacitated vehicle routing problem[J]. *Systems Engineering-Theory and Practice*, 2009, 29(2): 159-167.)
- [14] 张景玲, 赵燕伟, 王海燕. 多车型动态需求车辆路径问题建模及优化[J]. *计算机集成制造系统*, 2010, 16(3): 543-551.
(Zhang J L, Zhao Y W, Wang H Y. Modeling and algorithms for a dynamic multi-vehicle routing problem with Customers dynamic requests[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010, 16(3): 543-551.)
- [15] Han K H, Park K H, Lee C H, et al. Parallel quantum-inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problem[J]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Seoul, 2001: 1422-1429.
- [16] Hey T. Quantum computing: An introduction[J]. *Computing and Control Engineering J*, 1999, 10(3): 105-112.
- [17] 施朝春, 王旭, 葛显龙. 带有时间窗的多配送中心车辆调度问题研究[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(34): 21-24.
(Shi C C, Wang X, Ge X L. Research on vehicle scheduling problem of multi-distribution centers with time window[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(34): 21-24.)
- [18] 杨淑媛, 刘芳, 焦李成. 一种基于量子染色体的遗传算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2004, 31(1): 76-81.
(Yang S Y, Liu F, Jiao L C. A novel genetic algorithm based on the quantum chromosome[J]. *J of XiDian University*, 2004, 31(1): 76-81.)