

文章编号:1006-5911(2010)03-0543-08

多车型动态需求车辆路径问题建模及优化

张景玲¹, 赵燕伟^{1†}, 王海燕¹, 介婧², 王万良²

(1. 浙江工业大学 特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室, 浙江 杭州 310012;

2. 浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310012)

摘要:针对现代物流配送系统中客户需求动态变化、配送中心车型多样化以及车辆行驶路线开放式的特点,建立了多车型开放式动态需求车辆路径问题的两阶段数学规划模型。制定了相应的“预优化路线调度”和“实时动态调度”的两阶段求解策略,提出了混合2-OPT量子进化算法的求解方法,设计了一种将常用的整数编码转换为量子比特的编码方法,每一个染色体都代表一种行车路线方案,对于量子进化算法求得的行车路线方案,引入2-OPT优化方法,对线路内的子路径进行局部调整,进一步提高了算法的收敛速度。最后通过实例测试及与其他算法的比较,验证了该方法的有效性。

关键词:物流;车辆路径;动态需求;多车型;两阶段模型;混合量子进化算法

中图分类号:F224

文献标识码:A

Modeling and algorithms for a dynamic multi-vehicle routing problem with Customers' dynamic requests

ZHANG Jing-ling¹, ZHAO Yan-wei^{1†}, WANG Hai-yan¹, JIE Jing², WANG Wan-liang²

(1. Key Laboratory of Special Equipment & Advanced Processing Technology Ministry of Education,

Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310012, China;

2. College of Computer Science & Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310012, China)

Abstract: Aiming at the dynamic changes of customer requirements, vehicles' diversification and open routes in the dynamic vehicle routing problem (DVRP), a two-phase mathematic programming model was presented for the dynamic vehicle routing problem. Corresponding two-phase solutions of "Pre-optimization Route Scheduling" and "Real-time Dynamic Scheduling" were established. And a Hybrid 2-OPT Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm (HQEA) for this dynamic problem was proposed. In the HQEA, an encoding method of converting Q-bit representation to integer representation was designed. Every chromosome represented a kind of route. The 2-OPT algorithm was introduced to optimize sub-routes for convergence acceleration. Finally, some examples were tested and were compared with other algorithms. The effectiveness of this method was verified by case study and comparing with the other methods.

Key words: logistics; vehicle routing; dynamic requests; multi-vehicle; two-phase mathematic model; hybrid quantum evolutionary algorithm.

收稿日期:2009-08-31;修订日期:2009-10-23。Received 31 Aug. 2009; accepted 23 Oct. 2009.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60970021)。Foundation item: Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 60970021)。

作者简介:张景玲(1980—),女,湖北黄冈人,浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室博士研究生,主要从事物流配送车辆调度等的研究。E-mail:jlzhang_hz@163.com。

0 引言

在经典的车辆路径问题^[1] (Vehicle Routing Problem, VRP)中,人们一般假定在路径规划之前,所有的信息如顾客的地理位置、顾客的请求服务时间、顾客请求的服务量、现场的服务时间和旅行时间等在路径规划前是已知的,并且这些信息均与时间无关,不随时间推移而变化。在这样的假定下,安排的路径也是相对固定的,因而这类车辆路径问题被称为静态车辆路径问题。

在实际的物流配送过程中,顾客的需求是随时变化的,如在车辆已出发后,仍可能出现新客户提出服务请求或客户信息发生变化的情况,调度系统需要快速响应信息的更新,重新制定线路计划,这类需求动态变化的动态车辆路径问题^[2]更贴近实际的生产和生活,因而动态车辆调度问题逐渐成为研究的热点^[3]。文献[4]集中研究了动态随机车辆运输的需求建模方法,并将模型应用于邮政速递、产品配送和生产调度等众多领域。文献[5]采用神经-动态规划方法研究了随机需求的车辆路径问题,主要解决了单车型的具有实时操作的动态路径问题,求解出满足所有顾客要求的最短路径。文献[6]研究了涉及交通状况、新顾客需求等具有实时信息的车辆路径问题,将随机车辆路径问题延伸到动态车辆路径问题,并建立了该问题的约束模型,运用分支定界法进行求解。文献[7]研究了基于动态需求和旅行时间的动态车辆调度问题,此文献对动态需求的处理进行了讨论,而对动态旅行时间和算法求解没有给出明确的说明。对于有客户需求动态变化的车辆路径问题,文献[8]通过引入虚拟任务点的方法将其转化为一个静态的车辆路径问题,从而采用节约算法求解。

已有文献在动态需求车辆路径问题模型和算法方面均取得了一定的研究成果,但是在模型上很少考虑实时调度过程中随着客户需求的动态加入所带来的模型的变化。在算法上多是采用节约法或插入法等局域搜索算法,将新的客户添加到已经制定或开始执行的调度方案中,优化的结果不是很理想。

鉴于动态需求车辆调度问题建模困难、计算复杂、对算法的实时性要求高,存在不确定、多约束、大规模等难点,需要继续研究高效、实用的调度方法。量子进化算法(Quantum-inspired Evolutionary Algorithm, QEA)是近年发展起来的一种新型群体进

化算法,建立在量子的态矢量表达和态矢量叠加性的基础上。与其他进化算法一样,QEA 同样通过个体的编码、进化机制、种群的动态性来表现。但是,有别于一般进化算法的二进制和整数编码,QEA 采用量子比特(Q-bit)编码。QEA 由于编码的特殊性,使得个体多样性丰富,探索的解空间大,不易陷入局部最优解,全局搜索能力强,求解效率高。QEA 在组合优化领域具有代表性的研究有:Narayanan 等首先提出了量子衍生遗传算法的框架^[9],将量子的多宇宙理论引入遗传算法,并成功解决了小规模旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)。Han 等提出了量子遗传算法^[10],以及量子进化算法^[11]和两段式量子进化算法^[12],并成功应用于背包问题,取得了优于传统遗传算法的效果。王凌等提出了混合量子遗传算法,并将该算法成功应用于车间调度问题^[13]。赵燕伟^[14-15]等提出了混合量子进化算法,用于求解有能力约束的车辆路径问题。

鉴于 QEA 求解效率高、收敛速度快、全局寻优能力强等性能,本文首次将 QEA 引入动态需求车辆路径问题的求解。首先针对实际物流配送系统中客户需求动态变化的情况,并考虑配送中心多种车型、开放式的特点,建立了多车型开放式动态需求车辆路径问题的两阶段数学规划模型,制定了相应的“预优化路线的制定+实时动态优化调度”的两阶段求解策略,并设计了用于求解问题的混合量子进化算法,最后通过实例对其进行了测试与分析。

1 多车型开放式动态需求车辆路径问题描述及其数学规划模型

多车型开放式动态需求车辆路径问题描述为:有 1 个中心车场,共有 K 辆车辆,拥有 M 种不同车型,每一种车型以 m 表示, m 型车的容量为 b_m ,对 L 个用户进行货物配送,用户 i 的货物需求为 d_i ,每个用户可由任何一辆车服务,但只能由一辆车服务一次,每辆车完成任务后不必返回原车场。在服务的过程中,存在客户需求的动态变化,表现为新客户的出现及原有客户需求量的变化。

问题的目标是寻找一个合适的车辆调度方案,满足客户的实时需求,并使车辆总的运输成本最低。该问题需要解决两个子问题:①车辆分配问题,即哪些客户分配到哪辆车;②路线优化问题,即每辆车对分配的客户如何安排路线,使总成本最低。

本文建立了多车型开放式动态需求车辆路径问题的两阶段数学规划模型,包括预优化阶段模型和实时动态优化阶段模型。

1.1 预优化阶段模型

预优化阶段模型的建立如下:配送中心的编号为0,用户编号为 $1, 2, \dots, L$;配送中心及客户点均以点 i, j 表示;车辆用 k 表示,编号 $1, 2, \dots, K$;车型用 m 表示,编号 $1, 2, \dots, M$;车辆的载重 $b_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}$,对于多车型问题, b_m 各不相同;用户 i 的货物需求为 $d_i (i=1, 2, \dots, L), d_i < b_m$;发车的固定费用 $F_k, k \in \{1, 2, \dots, K\}$;从 i 地到 j 地的运输成本 $c_{ij}, i, j \in \{1, 2, \dots, L\}$,对于开放式车辆路径问题,假设每辆车依然回到虚拟的配送中心,客户与配送中心间的距离为0,及 $c_{i0}=0 (i=1, 2, \dots, L)$;车型为 m 的车辆 k 从 i 地到 j 地的运输量 $\omega_{ijk}^m, i, j \in \{1, 2, \dots, L\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}, m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

定义决策变量:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 从用户 } i \text{ 到 } j, \\ 0, & \text{其他;} \end{cases}$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{客户 } i \text{ 由车辆 } k \text{ 配送,} \\ 0, & \text{其他。} \end{cases}$$

则预优化阶段的数学模型表示如下:

目标函数:

$$\min Z = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L x_{ijk} c_{ij} + \sum_{k=1}^K F_k \sum_{j=1}^L x_{0jk} \quad (1)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^L d_i y_{ik} \leq b_m, \forall k, m; \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{ik} = 1, \forall i; \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^L x_{ijk} = y_{jk}, \forall j, k; \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^L x_{ijk} = y_{ik}, \forall i, k; \quad (5)$$

$$\omega_{0jk}^m = x_{0jk} b_m, \forall j, k, m; \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^L x_{ijk} (\omega_{ijk}^m - d_i) \geq 0, \forall j, k, m; \quad (7)$$

$$\sum_{i,j \in S \times S} x_{ijk} \leq |S| - 1, S \subset \{1, 2, \dots, L\} \quad \text{且 } S \neq \emptyset, \forall k; \quad (8)$$

$$x_{ijk} = 0 \text{ 或 } 1, \forall i, j, k, y_{ik} = 0 \text{ 或 } 1, \forall i, k. \quad (9)$$

式(1)是目标函数,为车辆的运输成本和发车成本的最小化;约束(2)保证每辆车的能力约束;约束(3)保证每个客户都被服务;约束(4)和约束(5)保证客户是仅被一辆车访问;约束(6)表示从车场出发的

货车的运输量为货车的载量,即满载出发;约束(7)表示进入任一客户之前,货车有足够供给这个客户的货物;约束(8)消除子回路;约束(9)表示变量的取值范围。

1.2 实时优化阶段模型

实时优化阶段的模型如下:该阶段客户实时需求信息不仅考虑原客户需求量的减少或增加,更多的是考虑新的客户需求,在满足车载量前提下,如何将新客户加入到已有路径中,若当前不存在该路径时,需要重新安排新的车辆服务。对于原客户需求量减少的情况,局部路线无需调整。若需求量变为0,则跳过此客户。对于原客户需求量增加的情况,如果出现超出车载量的情况,选择此子路径上最后服务的客户作为新客户需求处理,直至满足车载量限制。因此,实时优化针对的是新客户需求。

在实时优化阶段调度的开始时刻,预优化阶段调度的车辆因为驶离了配送中心,已服务了部分客户,车辆的剩余载重量变得不相同,且由于车辆位于客户处,直接调度将无法进行,本文引入虚拟配送中心的概念,将车辆所在的客户点设为虚拟的配送中心,建立如下的多配送中心多车型车辆路径问题模型。

假设第一阶段剩余车载量为 $b_k (k=1, 2, \dots, K)$, N 表示第一阶段未服务客户和第二阶段新客户总数量,新派车 T 辆。 K 表示虚拟配送中心数量,虚拟配送中心编号为 $N+1, N+2, \dots, N+K$,原配送中心编号为 $N+K+1$ 。

$$\min \left(\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{N+K+1} \sum_{j=1}^{N+K+1} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{k=N+K+1}^{N+K+T} \sum_{i=1}^{N+K+1} \sum_{j=1}^{N+K+1} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{k=N+K+1}^{N+K+T} F_k \sum_{j=1}^{N+K+1} x_{(N+K+1)jk} \right), \quad (10)$$

$$\sum_{i=0}^N d_i y_{ik} \leq b_k, \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^{N+K+T} y_{ik} = 1, \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^{N+K+1} x_{ijk} = y_{jk}, \quad (13)$$

$$\sum_{j=1}^{N+K+1} x_{ijk} = y_{ik}, \quad (14)$$

$$\omega_{(N+K+1)jk}^m = x_{(N+K+1)jk} b_m, \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^{N+K+1} x_{ijk} (\omega_{ijk}^m - d_j) \geq 0, \quad (16)$$

$$\sum_{i,j \in S \times S} x_{ijk} \leq |S| - 1, S \subset \{1, 2, \dots, N\} \text{ 且 } S \neq \emptyset, \quad (17)$$

$$x_{ijk} = 0 \text{ 或 } 1, y_k = 0 \text{ 或 } 1, \forall i, j, k. \quad (18)$$

式(11)~式(17)中, $k=1, 2, \dots, K+T; i=1, 2, \dots, N+K+1; j=1, 2, \dots, N+K+1; \forall m$ 。式(10)是目标函数, 包括三部分: ①为第一阶段派出车辆对第一阶段未服务客户和第二阶段新客户的运输成本; ②为第二阶段新派出车辆的运输成本; ③为第二阶段新派出车辆的发车成本。约束(11)保证每辆车的能力约束; 约束(12)保证每个客户都被服务; 约束(13)和约束(14)保证客户是仅被一辆车访问; 约束(15)表示从车场出发的货车的运输量为货车的载量, 即满载出发; 约束(16)表示进入任一客户之前, 货车有足够供给这个客户的货物; 约束(17)消除子回路; 式(18)表示变量的取值范围。

2 动态需求车辆路径问题的算法设计

2.1 问题的求解策略

针对第 1 章建立的动态需求车辆路径问题的两阶段数学规划模型, 采用“预优化路线的制定+实时动态优化调度”的两阶段求解策略, 如图 1 所示。

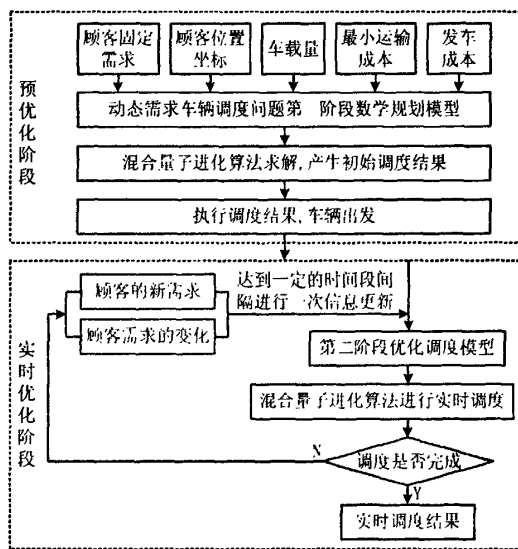


图1 动态需求车辆路径问题求解策略流程图

采用混合量子进化算法分别对两个阶段求解, 既充分利用了量子进化算法的全局寻优能力强和收敛速度快的优势, 又通过与其他优化算法的混合实现了对动态信息的实时快速处理, 完成了实时优化调度, 从而使该问题得到了满意的解决。

2.2 混合量子进化算法的求解过程

在预优化阶段采用混合量子进化算法求解, 具体求解步骤如图 2 所示。在算法的执行过程中, 首

先随机初始化量子比特种群。然后, 解码得到可行解, 并结合 2-OPT^[16] 进行再优化, 以促使一些局部较优的客户序列产生, 从而有助于全局最优解的产生。在实时优化阶段采用同样的方法求解, 解码时先派第一阶段的车, 若第一阶段的车无法满足, 启用新车。

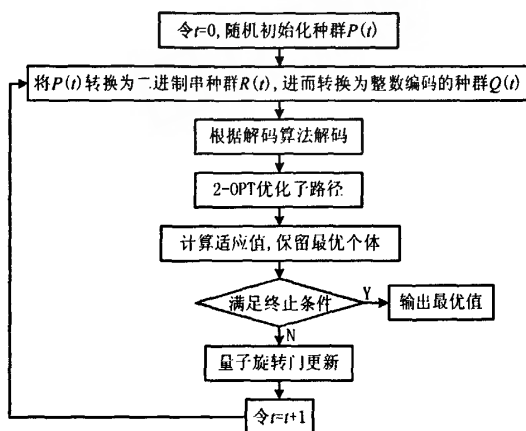


图2 混合量子进化算法流程图

算法具体求解过程如下:

(1) 染色体的编码

本文设计了一种将整数编码转换为量子比特编码的方法: 对于 L 个客户的车辆路径问题, 采用 $1 \sim L$ 个整数序列表示车辆对客户的服务路线, 将该编码方法应用于量子进化算法需要将该整数序列表示成量子比特 (Q-bit) 的编码, 即将 $1 \sim L$ 的整数向量 (g_1, g_2, \dots, g_L) 表示的染色体 r , 转换成 Q-bit 表示的量子染色体, 具体为将每一个基因 g_j ($j=1, 2, \dots, L$) 表示成长度为 n 的 Q-bit 串, 这样就得到每组长度为 n 的 L 组量子染色体。因此, 一个量子染色体表示为一个 $nL \times 2$ 的二维量子比特矩阵。其中 $n = \{m\}$, $\{m\}$ 表示不小于 m 的最小整数, m 满足 $2^m \geq L$, 即 $m \geq \log_2 L$ 。

(2) 染色体的解码

解码过程采取“先客户, 再车辆”的两步走方法。

1) 产生客户服务的先后序列。通过产生 $[0, 1]$ 之间的随机数, 生成长度为 nL 的一维二进制串染色体, 然后将二进制串转化为整数串, 方法为: 将二进制串看成是随机键编码, 再由随机键编码得到 L 个不同整数组成的整数串, 如果由随机键得到的整数串中两个整数的值不同, 小的整数代表小的值; 如果两个整数的值相同, 先出现的代表小的值。

2) 贪婪形成路径。按客户序列表顺序服务客

户,当前车辆无法满足下一个客户需求时,重新启用一辆车。若所需车辆数超过已有车辆数,此路径为不可行解。

(3) 适应度计算

对种群中的各个染色体解码后,分别根据第一阶段式(1)和第二阶段式(9)求得目标函数值 Z ;若染色体对应不可行解,赋予 Z 一个很大的整数。令染色体的适应度函数为 $Fitness=1/Z$ 。

(4) 量子旋转门更新

在量子进化算法中,量子门是最终实现进化操作的执行机构,最常用的为量子旋转门,进化过程由量子旋转门更新量子位概率幅来实现,具体请参见文献[14]。

2.3 混合量子进化算法的计算复杂性分析

从上述混合量子进化算法的流程可以看出,算法的计算时间主要花费在迭代过程中,对于种群规模为 P ,迭代次数为 N 、问题规模为 L 的问题,每次迭代都要经过种群变换、解码、局部优化、适应度计算、最优个体选择和状态更新等步骤,其迭代一次的计算复杂度分析如下:

种群变换部分首先由量子比特种群转化为二进制表示的种群,计算复杂度为 $O(nLP)$,由二进制种群转化为十进制种群,计算复杂度为 $O(nLP)$ 。其中, nL 为问题规模为 L 的问题编码长度。

在解码阶段,首先对上述十进制种群进行调整,保证各基因位互不相同,其计算复杂度为 $O(LP)$,然后贪婪形成路径,计算复杂度为 $O(LP)$;在局部优化阶段,计算复杂度为 $O(L^2P)$;计算适应值,计算复杂度为 $O(LP)$;保留最优个体,计算复杂度为 $O(P)$;旋转门更新,计算复杂度为 $O(L^2P)$ 。

算法共迭代 N 次,总的计算复杂度为:

$$O(P, N, L) = N \times (O(nLP) + O(nLP) + O(LP) + O(LP) + O(L^2P) + O(LP) + O(P) + O(L^2P)) = N \times (O(2nLP) + O(3LP) + O(P) + O(2L^2P)) \approx O(N \times P \times L^2)。$$

从上式可以看出,算法的计算时间与问题的规模平方成正比,种群规模和迭代次数都影响计算时间,属于多项式算法,算法的计算量和一般的启发式算法在一个量级,是一个好算法。

3 实验结果及分析

3.1 算例一

本文所有程序采用 Java 语言编写,在 Penti-

um® D CPU 2.8 GHz,1.0 GB 的内存上运行。将上述算法用于求解某物流配送公司的多车型、开放式、带容量约束的动态需求车辆路径问题,该物流系统拥有 1 个配送中心、4 种车型,载重量分别为 100 t,120 t,150 t,200 t,初始客户数为 38 个,各客户点的坐标和需求如表 1 所示,0 为配送中心,1~38 为客户点。

表 1 初始客户点信息

任务点	坐标/km	需求量/t	任务点	坐标/km	需求量/t
0	39,19	0	20	55,43	7
1	79,19	18	21	83,29	11
2	41,79	16	22	93,49	11
3	25,31	22	23	87,23	1
4	83,80	24	24	31,23	22
5	33,5	3	25	19,97	16
6	69,17	19	26	41,9	15
7	57,73	6	27	83,61	7
8	53,75	6	28	9,7	5
9	5,5	6	29	13,13	22
10	79,73	12	30	43,37	9
11	59,5	18	31	13,61	10
12	1,37	16	32	71,51	11
13	41,31	72	33	45,93	9
14	23,73	7	34	93,55	3
15	32,27	16	35	5,97	7
16	85,93	23	36	81,11	15
17	93,13	4	37	7,53	10
18	85,45	22	38	7,41	2
19	49,91	23			

首先对初始客户点进行求解,结果如表 2 和图 3 所示。

表 2 初始客户优化路线

车辆序号	路径
1	0-13-3
2	0-15-30-20-32-27-10-16-4
3	0-5-26-11-6-1-36-17-23-21-18-22-34
4	0-24-29-28-9-12-38-37-31-14-2-8-7-19-33-25-35

在时刻 10 更新客户需求信息,此时有 10 个新客户提出服务请求,其坐标和需求分别为 $a(12,43,3),b(16,4,4),c(21,81,1),d(58,74,4),e(55,40,14),f(82,74,2),g(12,75,6),h(25,58,4),i(97,$

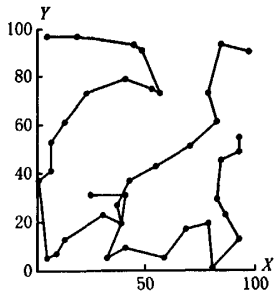


图3 初始优化路线

50,12), $j(32,68,11)$ 。
由计算结果知,此时配送中心已发出 4 辆车,分别位于点 13,32,6,12,车辆的剩余载重量分别为 28 t,77 t,95 t,129 t。客户点 13,15,30,20,32,5,26,11,6,24,29,28,9 和 12 已服务。在实时优化阶段,除去已服务客户点,未服务客户点和新需求点共 34 个,将此时车辆所在的点设为虚拟配送中心,原配送中心依然对客户服务,根据上文建立的第二阶段模型,运用混合量子进化算法进行求解,迭代次数为 2 000,种群大小为 50,计算结果如表 3 和图 4 所示。

表 3 重新优化路线

车辆序号	路径
1	13-e
2	32-27-10-f-4
3	6-1-36 17-23-21-18-22-i-34
4	12-38-a-37-31-h-j-14-2-8-7-d-19-33-16
5	0-b-3-g-c-25-35

图 4 中实线部分表示已行驶部分路线,虚线部分表示重新优化路线。由表 2 和表 3、图 3 和图 4 可以看到,由于新客户点的加入,求得的新路径发生了很大变化。上述算例的计算时间为 56.81 s,可以满足调度的实时性要求。

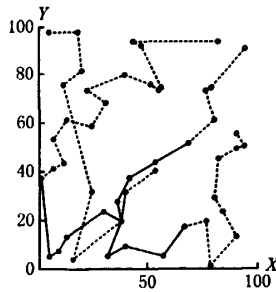


图4 重新优化路线

3.2 标准实例测试

动态需求车辆路径问题缺少标准的测试实例库。本文预优化阶段采用 Augerat et al^[17] 和 Christofides and Eilon^[18] 中实例,所有实例可以从 <http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/> 上下载;P 和 E 开头的实例满足随机分布,B 开头的实例满足堆分布。由于多车型问题也缺乏测试实例,笔者将选取实例中原单一车型问题改造为多车型问题,并且以先满足最小费用车型的策略来分配多车型车辆。

实时优化阶段客户信息随机生成。为了符合本文模型,对不同的车型设定不同的派车费用,载重量小的派车费用少。第一阶段的优化结果如图 5 所示,图 6 是量子进化算法的收敛曲线图。

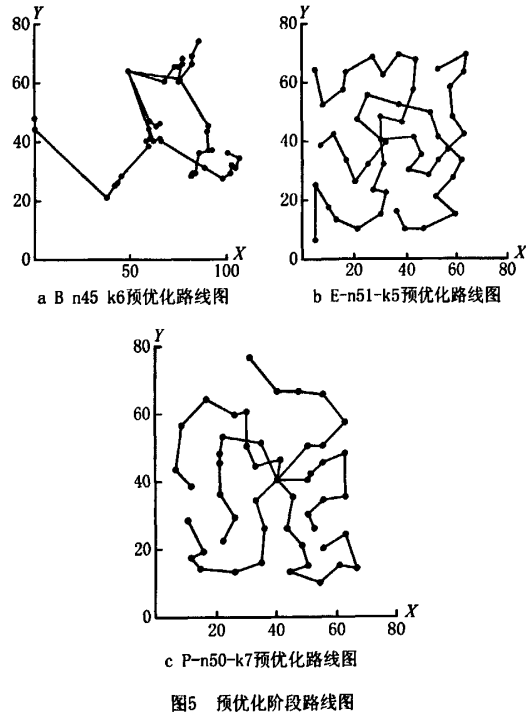
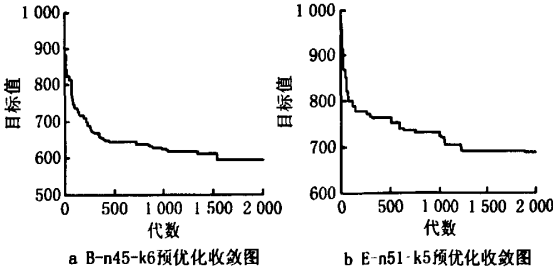


图5 预优化阶段路线图



a B-n45-k6预优化收敛图

b E-n51-k5预优化收敛图

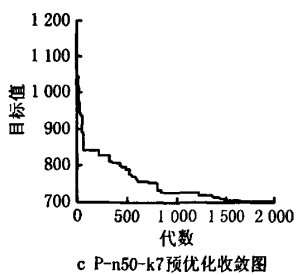


图6 预优化阶段收敛曲线图

时刻 15 更新客户需求信息,由计算结果知此时已完成和未完成的路线如图 7 所示,图中实线代表已行驶的路线,虚线代表未行驶的路线。

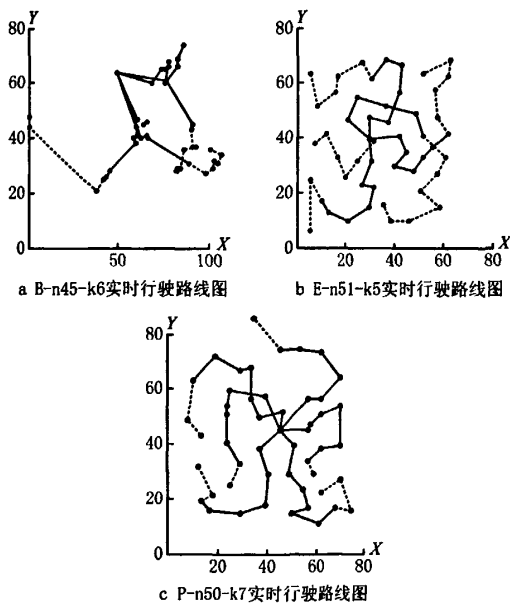


图7 实时行驶路线图

实时优化阶段,客户需求信息随机生成,随机生成客户坐标和需求量,实时优化结果如图 8 所示,图中实线代表已服务客户路线,虚线代表实时优化阶段重新优化的路线。

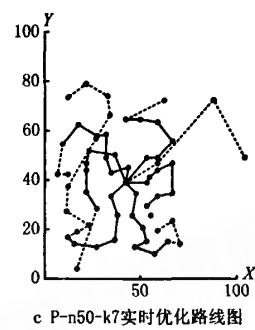
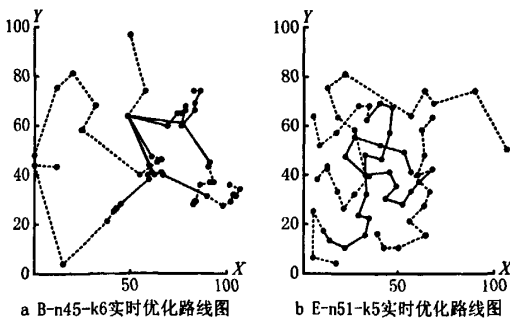


图8 实时优化阶段路线图

为更好地检验算法的性能,对 6 个经典的实例进行了测试,每个测试实例均随机运行 40 次,其最优解、均值、标准方差的统计结果如表 4 所示。从表 4 可以看出,求得的平均值接近最优值,算法的优化性能较好,标准方差相对平均值较小,算法的稳定性能较好。

表 4 测试实例统计结果

问题	预优化阶段			实时优化阶段		
	最优值	平均值	标准方差	最优值	平均值	标准方差
B-n45-k6	594	638	20.3	581	598	23.4
B-n52-k7	626	674	23.7	624	651	20.1
E-n51-k5	689	719	19.2	634	660	15.3
E-n76-k7	1 058	1 091	21.5	832	866	19.2
P-n50-k7	702	740	20.8	580	602	15.1
P-n65-k10	1 127	1 183	21.7	828	841	16.4

3.3 与其他算法的比较

对于多车型开放式动态需求车辆路径问题,目前尚不能找到类似的算例与算法进行直接比较。为了比较算法的性能,本文在实时优化阶段分别采用混合量子进化算法和最邻近插入算法进行求解。

表 5 给出了实时优化阶段混合量子进化算法和最邻近插入法对问题的优化结果和优化时间的对比,可以看出本文采用的混合量子进化算法能更好地求得问题的解,相比最邻近插入法只是将新的客户需求插入到原来的预优化路线中,混合量子进化算法能对实时优化阶段的客户进行全局求解,从而获得成本更低的调度方案。虽然相比最邻近插入法求解的速度较慢,但是能满足动态问题的实时性要求。

表 5 算法结果比较

求解算法	第一种方案			第二种方案		
	混合量子进化算法	实时优化阶段		混合量子进化算法	实时优化阶段	
		混合量子进化算法	子进化算法		子进化算法	最邻近插入算法
问题	预优化目标	实时优化目标	CPU 时间 /s	预优化目标	实时优化目标	CPU 时间 /s
B-n45-k6	594	581	53.26	594	618	0.72
B-n52-k7	626	624	58.15	626	702	0.81
E-n51-k5	689	634	58.23	689	751	0.88
E-n76-k7	1 058	832	79.68	1 058	983	0.98
P-n50-k7	702	580	57.30	702	640	0.76
P-n65-k10	1 127	828	76.53	1 127	978	0.94

4 结束语

本文针对物流配送中客户需求动态变化的情况,并考虑配送中心多种车型、开放式的特点,建立了多车型开放式动态需求车辆路径问题的两阶段数学规划模型,制定了相应的“预优化路线的制定+实时动态优化调度”的两阶段求解策略,并设计了一种结合 2-OPT 子路径优化的混合量子进化算法,采用 2-OPT 局部优化方法来优化子路径能够减少客户序列的交叉,从而提高了算法的收敛速度。实验结果表明,该方法能有效地求解动态车辆路径问题,满足调度的实时性要求。

本文的研究尚未考虑配送过程中客户的时间窗要求,在实际配送系统中,客户要求的到达时间对运输管理、线路的制定都有一定的影响,下一步将研究有顾客时间窗要求的动态需求车辆路径问题,以不断丰富动态车辆调度理论。

参考文献:

[1] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem[J]. Management Science, 1959, 4(6): 80-91.

[2] PSARAFTIS H N. Dynamic vehicle routing: status and prospects[J]. Annals of Operations Research, 1995, 61(1): 143-164.

[3] XIE Binglei, GUO Yaohuang, GUO Qiang. Dynamic vehicle routing problems: status and prospect[J]. Systems Engineering-Theory Methodology Application, 2002, 11(2): 116-120(in Chinese). [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): 116-120.

[4] DROR M, POWELL W. Stochastic and dynamic models in transportation-preface[J]. Operations Research, 1993, 41(1): 11-14.

[5] SECOMANDI N. Comparing neuro-dynamic programming algorithms for the vehicle routing problem with stochastic de-

mands[J]. Computers and Operations Research, 2000, 27(11): 1201-1225.

[6] HU T Y, LIAO T Y, LU Y C. Study of solution approach for dynamic vehicle routing problems with real-time information[J]. Transportation Research Record, 2003, 1857: 102-108.

[7] POTVIN J Y, XU Y, BENYAHIA I. Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(4): 1129-1137.

[8] LI Bing, ZHENG Sifa, CAO Jiandong, et al. Method of solving vehicle routing problem with customers' dynamic requests[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2007, 7(1): 106-110(in Chinese). [李兵, 郑四发, 曹剑东, 等. 求解客户需求动态变化的车辆路径规划方法[J]. 交通运输工程学报, 2007, 7(1): 106-110.]

[9] NARAYANAN A, MOORE M. Quantum-inspired genetic algorithms[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC96). Piscataway, N. J., USA: IEEE Press, 1996: 61-66.

[10] HAN K H, KIM J H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem[C]//Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, N. J., USA: IEEE Press, 2000: 1354-1360.

[11] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580-593.

[12] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithms with a new termination criterion H, gate, and two-phase scheme[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(2): 156-169.

[13] WANG Ling, WU Hao. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for flow shop scheduling[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3645: 636-644.


[14] ZHANG Jingling, ZHAO Yanwei, PENG Dianjun et al. A hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm for capacitated vehicle routing problem[C]//Proceedings of Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2008, 5226: 31-38.

[15] ZHAO Yanwei, PENG Dianjun, ZHANG Jingling, et al. Quantum evolutionary algorithm for capacitated vehicle routing problem[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2009, 29(2): 159-166(in Chinese). [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): 159-166.]

[16] HASEGAWA M, Ikeguchi T, Aihara K. Combination of chaotic neurodynamics with the 2-opt algorithm to solve traveling salesman problems[J]. Physical Review Letters, 1997, 79(12): 2344-2347.

[17] AUGERAT P, BELENGUER J M, BENAVENT E, et al. Separating capacity constraints in the CVRP using tabu search[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 106(2/3): 546-557.

[18] CHRISTOFIDES N, EILON S. An algorithm for the vehicle dispatching problem[J]. Operation Research Quarterly, 1969, 20(3): 309-318.

作者: 张景玲, 赵燕伟, 王海燕, 介婧, 王万良
作者单位: 张景玲, 赵燕伟, 王海燕(浙江工业大学, 特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室, 浙江, 杭州, 310012), 介婧, 王万良(浙江工业大学, 计算机科学与技术学院, 浙江, 杭州, 310012)
刊名: 计算机集成制造系统 
英文刊名: COMPUTER INTEGRATED MANUFACTURING SYSTEMS
年, 卷(期): 2010, 16(3)
被引用次数: 0次

参考文献(18条)

1. DANTZIG G B, RAMSER J H [The truck dispatching problem](#) 1959(6)
2. PSARAFTIS H N [Dynamic vehicle routing: status and prospects](#) 1995(1)
3. 谢秉磊, 郭耀煌, 郭强 [动态车辆路径问题: 现状与展望](#) 2002(2)
4. DROR M, POWELL W [Stochastic and dynamic models in transportation—preface](#) 1993(1)
5. SECOMANDI N [Comparing neuro-dynamic programming algorithms for the vehicle routing problem with stochastic demands](#) 2000(11)
6. HU T Y, LIAO T Y, LU Y C [Study of solution approach for dynamic vehicle routing problems with real-time information](#) 2003
7. POTVIN J Y, XU Y, BENYAHIA I [Vehicle routing and scheduling with dynamic travel times](#) 2006(4)
8. 李兵, 郑四发, 曹剑东 [求解客户需求动态变化的车辆路径规划方法](#) 2007(1)
9. NARAYANAN A, MOORE M [Quantum-inspired genetic algorithms](#) 1996
10. HAN K H, KIM J H [Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem](#) 2000
11. HAN K H, KIM J H [Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization](#) 2002(6)
12. HAN K H, KIM J H [Quantum-inspired evolutionary algorithms with a new termination criterion H, gate, and two-phase scheme](#) 2004(2)
13. WANG Ling, WU Hao [A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for flow shop scheduling](#) 2005
14. ZHANG Jingling, ZHAO Yanwei, PENG Dianjun [A hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm for capacitated vehicle routing problem](#) 2008
15. 赵燕伟, 彭典军, 张景玲 [有能力约束车辆路径问题的量子进化算法](#) 2009(2)
16. HASEGAWA M, IKEGUCHI T, AIHARA K [Combination of chaotic neurodynamics with the 2-opt algorithm to solve traveling salesman problems](#) 1997(12)
17. AUGERAT P, BELENGUER J M, BENAVENT E [Separating capacity constraints in the CVRP using tabu search](#) 1998(2/3)
18. CHRISTOFIDES N, EILON S [An algorithm for the vehicle dispatching problem](#) 1969(3)

相似文献(10条)

1. 学位论文 戴树贵 [物流系统模型和算法研究](#) 2007
物流是企业的“第三利润源”，是国民经济发展的动脉和基础产业。加强信息技术在物流系统中的应用，可以有效地降低物流费用。物流系统的模型和算法是计算机科学和物流科学当前研究的热点。
物流费用主要包括物流中心的选址费用、物流配送费用和库存费用。本文以降低物流费用为目标，对物流系统的选址、配送和库存三个环节进行了

研究。

本文的主要工作和主要创新点包括以下几个部分：

1. 研究了一类特殊的物流中心选址问题——基于交通网络的单应急中心选址问题。应急中心选址不仅要考虑选址费用(建设费用和运输费用)，更重要的是要考虑中心的覆盖范围和由中心到各需求点的应急时间限制。研究者通常使用重心法、层次分析法或者求解选址模型来解决应急中心选址问题。重心法无法评估应急中心到需求点的应急时间限制以及其它影响应急中心建设的因素；单纯使用层次分析法，需要考查所有候选点，且必须考查候选点到需求点的费用和时间等因素，因此工作量很大；通过建立选址模型并求解的方法，不是对影响选址的因素缺乏全面的考虑，就是模型复杂难以求解。

本文以降低应急中心选址费用为目标，结合重心法、层次分析法和本文提出的求解K短路径算法，提出了一个求解单应急中心选址问题的三阶段算法TSA，并通过实例阐述了TSA算法的求解过程。TSA算法中，第一阶段使用重心法来缩小选址范围。第二阶段中，本文提出了一个时间复杂度小，且易于编程实现的求解K短路径算法KSP，并使用KSP算法，排除不满足时间紧迫性限制的候选地点。第三阶段使用层次分析法，根据选址费用和其它影响选址的因素，对剩下的少数候选地点进行分析，确定最终的选址地点。

TSA算法过程简单，计算量小，既考虑了影响选址的诸多因素，又考虑了选址费用、覆盖范围和应急时间限制。是一个解决单一应急中心选址问题的有效算法。

2. 研究了物流配送方面的三个问题：

(1) 基于顶点坐标的车辆有容量限制的单配送中心车辆路径安排问题：该问题以最小化车辆行驶距离为目标。通常采用的研究方法包括精确算法、启发式算法和元启发式算法。由于精确算法计算量大，而一般启发式算法结果通常不够精确，因此，目前大多使用元启发式算法研究该问题，其中遗传算法的研究成果占了相当大的比重。但是，遗传算法存在的“早熟”问题没有得到很好的解决。

本文设计了一个求解该问题的混合遗传算法SHGA。SHGA算法针对简单遗传算法因随机选择交叉个体而易于“早熟”的问题，提出了远亲交叉策略，从而很好地解决了这一问题。为了使算法有较快的收敛速度，SHGA算法采用了优良个体保留策略，设计了优良个体数函数；利用顶点间的位置关系，设计了个体优化策略，对个体进行优化。

SHGA既很好地解决了遗传算法的“早熟”问题，又具有较快的收敛速度。

(2) 基于交通网络的车辆有容量限制的单配送中心车辆路径安排问题：物流配送通常总是在交通网络中进行的，且配送费用并不能完全由车辆行驶距离来衡量。目前基于交通网络的车辆路径安排的研究成果并不多，并且都是以车辆行驶距离来评价配送费用。

本文建立了基于网络的单配送中心车辆路径安排问题的最小配送费用模型，模型考虑了物流配送的固定费用、空载费用和增加费用，设计了一个求解模型的混合单遗传算法HPGA。该算法中提出了基于最短路径的优化策略，通过在两个顶点之间插入基于配送费用的最短路径上的顶点，并在其它位置删除这些顶点，对个体进行优化，从而提高了算法的收敛速度。

(3) 车辆有容量限制的多配送中心车辆路径安排问题：目前这方面的研究成果并不多，并且通常是把多配送中心车辆路径安排问题转化为单配送中心车辆路径安排问题来解决，求解结果不够精确。蚁群算法具有较强的鲁棒性、易于与其它方法结合等优点，已成功应用于求解单配送中心车辆路径安排问题。但是，目前未见有使用蚁群算法求解多配送中心车辆路径安排问题的研究成果报导。

本文提出了一个求解多配送中心车辆路径安排问题的混合蚁群算法HACA。HACA算法中，设计了蚂蚁转移策略和可行解构造算法，从而成功地将蚁群算法应用于多配送中心车辆路径安排问题的求解。此外，为了提高算法的求解性能，引入K邻域结构来限制蚂蚁的转移目标，使用2-Opt优化策略来优化蚂蚁路径和可行解，并设计了信息素更新策略。HACA算法有效地解决了蚁群算法在多配送中心车辆路径安排问题中的应用问题，并且具有很好的求解性能。

本文还分别通过数据实验验证了以上三个算法的有效性。并讨论了参数设置对这些算法性能的影响。

3. 研究了有保质期商品随机性的库存问题。该问题一般通过建立优化模型和计算机仿真两种方法来研究。目前用建立优化模型来研究该问题的成果通常假定订货提前期为确定值和/或需求量与需求时间间隔为常数或特定函数，而在实际的库存系统中，这些量都是随机的；而用计算机仿真方法来研究该问题的成果一般没有考虑销售商为消化库存而采取的促销行为。

本文以最大化销售商的利润为指标，基于离散事件仿真原理，建立了有保质期商品的订货-库存-销售仿真模型。模型同时考虑了生产商的订货批量价格折扣和随机的订货提前期、销售商的降低促销、顾客的需求量和随机的需求时间间隔以及顾客对降价商品的增加需求量等诸多因素。此外，通过对该模型的扩展，还建立了多种相关商品的库存系统仿真模型。通过数据实验，分析了两个模型的有效性。

本文的仿真模型很好地解决了有保质期商品的库存问题，为销售商选择最佳的订货-库存-销售策略提供了有效的工具。

2. 会议论文 [陈达强, 李少愉, 许娜飞, 叶刚](#) [基于通行时间概率分布特性的应急车辆路径优化模型](#) 2008

在城市交通路网的中路段通过时间的概率分布特性分析的基础上，以出救车辆路径的通行时间最小化及其对应的通行可靠性最大化为目标，建立了单出救点单需求点的应急车辆路径优化模型，设计了禁忌搜索算法，并将算例结果与穷举法结果进行比较，分析结果表明本模型在应急物流车辆路径决策中是有效可行的。

3. 学位论文 [朱金峰](#) [城市冷链物流车辆路径模型优化研究](#) 2009

随着社会经济的发展和人们生活、工作节奏的加快，人们对生鲜冷冻食品的需求越来越大，生鲜和冷冻食品加工业得以快速发展，我国的冷链物流配送业面临着前所未有的巨大的压力和挑战。冷链物流配送问题成为配送商实现利润最大化目标的关键。

本文以传统时间窗限制下的车辆路径问题为基础，认真分析了生鲜易腐产品路线配送的特点，构建成本函数，对城市冷链物流车辆路径模型进行了研究。研究过程中，充分考虑了各种可能的成本，具体包括生鲜易腐产品的固定成本、运输成本、货损成本、冷链产品在配送中心所发生的物流成本（主要指车辆的固定成本、随里程递增的运输成本和配送时冷冻设备消耗的能源成本），以及因违反主时间窗限制而导致的惩罚成本等。然后，从冷链物流配送企业的角度，以上述各项成本的总和最小为目标构造成本函数。考虑城市道路中车辆运行时间和一天之中温度变化得依时性，使用软时间窗限制等对目标函数进行优化，得出冷链物流车辆路径配送问题的优化模型。最后，本文通过算例分析验证了所建模型的合理性和有效性。

4. 期刊论文 [唐连生, 程文明, 张则强, 钟斌](#). [TANG Lian-sheng, CHENG Wen-ming, ZHANG Ze-qiang, ZHONG Bin](#) [基于改进蚁群算法的车辆路径仿真研究 - 计算机仿真](#) 2007, 24 (4)

针对基本蚁群算法收敛速度慢、易陷于局部最优等缺陷，提出了一种改进蚁群算法。通过车辆的满载率调整搜索路径上的启发信息强度变化，对有效路径采取信息素的局部更新和全局更新策略，并对可行解进行3-opt优化，在实现局部最优的基础上保证可行解的全局最优。通过对22城市车辆路径实例的仿真，仿真结果表明，改进型算法性能更优，同基本蚁群相比该算法的收敛速度提高近50%，效果显著，该算法能在更短时间内求得大规模车辆路径问题满意最优解，说明其具有较好的收敛速度和稳定性。

5. 学位论文 [周森](#) [基于遗传算法的物流运输中的车辆路径问题研究](#) 2006

本文建立了基于遗传算法的车辆路径优化问题的数学模型，用笔者在此基础上编写的程序来计算实际案例时，可明显提高运输效益。

本文主要研究的是物流运输中的车辆路径优化问题，采用的研究方法是遗传算法。以遗传算法为依托，通过对车辆路径问题的细致分析，建立起了车辆路径问题的数学模型，从而得到了车辆路径问题的抽象表示。现代物流是企业继降低物质消耗、提高劳生产率以外创造利润的第三个重要源泉，也是企业降低生产经营成本，提高产品市场竞争力的重要途径。我国物流发展潜力巨大，但是与国外相比有明显的差距。车辆路径问题对降低物流运输成本具有重要作用以及实际的经济意义，国内外很多学者对其作了广泛而深入的研究和论述。本文利用车辆路径问题的数学模型，提出了基于遗传算法的解决方法。利用自然数序列作为车辆路径问题的编码方式；遗传算法的个体选择方法有很多，本文采用了轮盘赌选择法；在交叉算子上引进了“新颖”交叉算子，并放弃了传统上的单一概率制，转而采用了自适应概率，使在遗传过程的交叉和变异两大重要过程中，根据个体适应度值的不同采用不同的交叉概率和变异概率；在进化停止的判断方法上采取了双重判断法。在实际的案例中，通过本文方法所得到的解决方案比案例中原有的解决方案更加优越，所得成本低于案例中原有成本。

6. 期刊论文 [刘明广, LIU Ming-guang](#) [基于协同演化算法的物流配送车辆路径问题求解 - 物流科技](#) 2008, 31 (4)

针对物流配送车辆调度模型求解难的问题,以差异演化算法为基础,提供一种竞争型的协同演化算法来求解物流配送车辆路径模型,最后通过实例检验模型和算法的有效性,仿真结果表明协同差异演化算法求解物流配送车辆路径模型具有一定的优越性。

7. 学位论文 [王晓雯 一类随机动态车辆路径问题研究](#) 2005

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, 简称VRP)是物流学中的一个重要研究领域,也是运筹学领域最近十年研究最活跃、发展最迅速的主题之一,于1959年由Dantzig和Ramser首次提出,一般定义为:对一系列发货点和收货点,组成适当的行车路径,使车辆有序的通过它们,在满足一定约束条件的情况下,达到一定的目标。VRP是NP难题。几十年来,这一问题引起运筹学、计算机科学、图论和网络分析、随机过程等学科的专家和运输计划制定者和管理者的极大重视,进行了大量的理论研究和实验分析,取得了很大进展。

在实际生产生活中,不同的领域不同情况下人们对于目标的喜好有所不同,在今天这个高速运转的社会里,人们已经不满足于期望成本最小化,而将目标指向了期望系统时间最小化,最大程度的提高效率。Bertsimas和Ryzin最早以系统时间最小化作为目标研究随机动态VRP,本文在他们的研究基础上,研究了单车场、多车辆、具有随机需求量、以最小化系统时间的期望值为目标的随机动态车辆路径问题,推导出了系统时间期望的下界,为判断策略的优劣提供了一个时间指标。

第一章介绍VRP问题的研究背景、意义以及发展状况。

第二章介绍了VRP问题的定义和组成要素,给出了本文所具体研究的问题的抽象描述,并且对在本文中出现的符号进行了说明。

第三章讨论了无容量约束的具有随机需求量的随机动态VRP问题,推导出了无容量约束情况下系统时间期望的下界,分两类情况:交通畅通(Light Traffic)和交通密集(Heavy Traffic)。

第四章讨论了有容量约束的具有随机需求量的随机动态VRP问题,推导出了有容量约束情况下系统时间期望的下界,分两类情况:交通畅通(Light Traffic)和交通密集(Heavy Traffic)。

本文中的定理通过排队系统的稳定性条件得出系统时间期望的下界,这为分析运作策略的渐近性能提供了一个指标,将运作策略下系统时间与这个下界进行比较,可以指导物流管理中的策略选择。

8. 期刊论文 [徐红梅. 杨兆升. 闫长文. 朱剑峰. XU Hongmei. YANG Zhaosheng. YAN Changwen. ZHU Jianfeng 基于免疫](#)

[单克隆算法的车辆路径优化 -交通与计算机2008, 26\(1\)](#)

车辆路径问题(VRP)是物流管理研究的一项重要内容,在提高服务质量和降低成本方面起着关键作用.给出了车辆路径优化问题数学模型,介绍了免疫单克隆算法的基本原理,提出了免疫单克隆算法求解VRP的基本流程.算例计算结果表明,通过引入亲合度成熟、克隆和记忆机理,利用相应的算子,免疫单克隆算法可以快速地收敛到全局最优解,效果良好.

9. 学位论文 [于芹 基于蚁群算法的物流车辆路径优化问题的研究](#) 2007

配送车辆路径优化,是物流系统优化中关键的一环.对配送车辆路线进行优化,可以提高经济效益、实现物流科学化.对配送车辆路线优化的理论与方法进行系统研究是物流集约化发展、构建综合物流系统、建立现代调度指挥系统、发展智能交通运输系统和开展电子商务的基础.本文对基于蚁群算法的物流车辆路径优化问题进行了研究.主要内容如下:

(1)介绍了物流系统中车辆路径优化问题,对VRP问题进行了分类,并说明了各自的涵义、限制条件及应用范围,在吸取现有研究成果的基础上,对有容量限制的車輛路径优化问题(CVRP)进行建模,并阐述了用于解决VRP问题的各种优化方法。

(2)探讨了蚁群算法的基本原理,建立了数学模型,包括转移概率的计算、信息素更新的各种规则、参数的取值范围等.并从解的质量、时间/空间复杂度、实现难度、算法的优点及不足之处等各项指标对蚁群算法进行全面的分析,并以TSP(旅行商问题)为例,介绍了蚁群算法在路径优化问题领域的应用。

(3)针对有容量限制的車輛路径优化问题CVRP,改进基本蚁群算法,采用确定性选择和随机选择相结合的选择策略,以及基于吸引力的信息素更新规则,大蚂蚁数策略、蚂蚁初始分布均匀策略、近似解可行化策略得到CVRP问题的可行解。

(4)针对带时间窗的車輛路径优化问题,建立其数学模型,并对已有蚂蚁算法加以改进,包括新的路径构造选择策略、信息素局部更新、基于2-opt法的局部优化、信息素全局更新等因素,利用近似解可行化策略,整合了可行解分支的三种类型,并对遗漏客户点做了归属处理,克服了基本蚁群算法在VRPTW模型下可能得到非可行解的问题。

10. 会议论文 [鲁强. 唐加福. 潘震东 用遗传算法求解可拆分运输的车辆路径问题](#) 2008

在实际的物流运作中,特别是在需求量普遍较大的情况下,在满足服务要求的前提下,有时通过需求的拆分可以更好地降低运输成本.本文研究一类需求可拆分的车辆路径问题(K-SDVRP),分析了K-SDVRP问题的特性和最优解的性质;根据问题的特点提出了基于顾客点数的染色体编码方式和可行化染色体的方法,并设计了解决该问题的遗传算法,包括顺序交叉算子(CX),换位变异等算子的设计.最后对该算法进行了仿真,验证了研究该问题的意义和算法的有效性。

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjjczzxt201003014.aspx

授权使用: 黑龙江科技学院(hljky), 授权号: c54a41e2-f793-465e-81bd-9dec012be8ba

下载时间: 2010年9月9日