

城市物流跨区域联合配送模型与算法

葛显龙[†], 黄钰, 谭柏川

(重庆交通大学 经济与管理学院, 重庆 400074)

摘要: 针对交通限行条件下城市物流配送中的现实问题, 提出多阶段跨区域联合配送策略. 考虑到货车限行时段的约束, 以客户时间窗和地理位置划分客户服务区域, 分时段、分阶段地开展配送服务. 充分考虑配送距离、车载率、行驶速度等多种因素, 设计以油耗为可变成本和车辆启动费用为固定成本之和最小的优化目标, 建立面向交通限行的多阶段跨区域联合配送模型. 针对模型的特征, 设计自适应遗传算法. 最后, 结合算例对模型的可行性以及算法的有效性进行了验证分析.

关键词: 交通限行; 联合配送; 自适应遗传算法; 多配送中心

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Multi-stage combined city logistics distribution problem considering the traffic restrictions

GE Xian-long[†], HUANG Yu, TAN Bai-chuan

(School of Economics and Management, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: According to the reality problem of city logistics distribution under the condition of traffic restrictions, we propose the multi-stage cross-regional joint distribution strategy. Considering the time constraints, we divide the customer service area by the customer time window and customer location, and launch distribution services in period of time and stages. Fully considering the distribution distance, vehicle-mounted rate, speed and other factors, and taking the fuel as the variable cost and vehicle launch costs as fixed cost, we design the optimization goal of minimizing the sum of total cost, and built a multi-stage cross-regional joint distribution model under the traffic constrictions. According to the characteristics of the model, an adaptive genetic algorithm is proposed. Finally, the example is given to illustrate the feasibility effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: traffic restrictions; joint distribution; adaptive genetic algorithm; multi-depots

0 引言

城市物流配送承担着城市与外界的交互功能, 是城市有效运作的关键环节, 与人民的生活息息相关. 然而, 近年来汽车保有量急剧增加, 由交通需求增长与道路资源紧张造成的交通拥堵问题已成为各大城市普遍面临的难题. 为缓解交通拥堵, 交通限行政策已经由北上广等一线城市开始施行并向其他城市推广开来. 交通限行政策导致城市配送网络被条块分割, 不再具有连贯性, 给城市物流配送带来诸多问题. 交通限行造成城市配送只能在规定的时段与路段进行, 且配送车辆受到诸多限制, 而城市配送需求的产生却不受时间地域的约束. 因此, 如何解决交通

限行条件下城市配送问题便成为物流从业者及学者必须研究的新课题.

受交通限行政策的约束, 物流企业不得不采取分级的城市配送策略, 大型配送中心设置于城市郊区, 通过大型车辆配送至城区小型配送中心, 再由规定车辆(如核载质量 2t 及以下的厢式货车)配送至客户. 在这个过程中涉及到车型的选择、车辆调度、路径设计、货物分段配送等多种问题. Crainic 等^[1]首次将城市分为两层城市物流配送系统, 在此之前, 城市物流配送一般采取多配送中心分别对不同区域客户进行配送, 与配送相对应的是多配送中心车辆路径问题(MDVRP). MDVRP 是由 VRP 衍生而来, 同样是一

收稿日期: 2015-12-15; 修回日期: 2016-10-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71502021); 教育部人文社会科学基金项目(2014YJC630038, 2015XJC630007); 重庆市教委自然科学基金项目(KJ400311).

作者简介: 葛显龙(1984—), 男, 副教授, 博士, 从事网络配送与路径优化等研究; 黄钰(1990—), 女, 硕士生, 从事物流配送的研究.

[†]通讯作者. E-mail: gexianlong@cqjtu.edu.cn

个NP-hard问题,经过学者的多年研究,在模型的建立和求解上都取得了显著的成果.如Wen等^[2]考虑了带有时间窗的MDVRP;Contardo等^[3]在MDVRP中将车辆的载重和路线长度进行了限制;Bettinelli等^[4]建立了以运输距离最短为目标的多车型MDVRP模型;Levin等^[5]同时考虑了MDVRP和多旅行商问题;Mirabi等^[6]建立了多周期的MDVRP;Yu等^[7]针对动态MDVRP建立了相应模型;张群等^[8]在多配送的基础上增加了多产品等影响因素,建立了混合模型.但是,已有MDVRP的研究主要集中在如何将客户划分到每个配送中心,对分级配送则关注较少,尤其没有考虑交通限行时城市分级配送中车型选择、货物分段配送及不同级配送任务间的相互关系等问题.在求解算法方面,Nguyen等^[9]根据此前提出的两层城市物流配送系统模型,使用禁忌搜索算法使问题得到了很好的解决;Allahyari等^[10]针对MDVRP提出了一种混合元启发式算法;Li等^[11]设计了在局部搜索进行迭代后嵌入自适应邻域局部选择的方法求解MDVRP模型;Contardo等^[12]考虑了载重和路线长度等约束,研究了一种新型确定性算法;马华伟等^[13]设计了两阶段启发式算法对模型进行求解.由于在城市联合配送中,涉及的主体、运输方案、模型的目标等不同,在数学建模和模型求解的算法上存在很大的区别,而已有的研究文献大多是将多配送中心问题转化为单一配送中心问题,并且在求解方法上沿用了传统车辆路径问题求解方法,对于不断变化的外部条件,传统的方法不能针对复杂的环境进行有效的资源优化配置.

针对上述问题分析,本文提出网络化跨区分段联运策略,根据具体的配送情况将客户动态划分给不同的配送中心,同时考虑到交通限行的影响,车辆采取分段的配送方式,并在分析固定配送成本与可变成本的基础上,建立以油耗为优化目标的多阶段联合配送模型.同时,考虑到模型的复杂性,设计自适应遗传算法对模型进行求解.最后结合算例对模型与算法进行有效性验证与分析.

1 问题描述

在传统没有交通限行的MDVRP中,配送车辆通常从虚拟仓库或车库出发,到达各个配送中心,在各配送中心处有独自的车辆,在不超车辆载重的前提下完成本区域客户配送,最后车辆回到原配送中心进行本区域内的下一段配送.这种“一对多”的配送方式对客户进行固定地划分,造成资源难以有效集成与共享,使得各配送中心忙闲不均,配送车辆的返程空

驶,迂回运输等资源浪费现象严重.

考虑到交通限行政策的影响,针对城市多区域配送问题,本文提出网络化跨区域联合配送策略,将隶属于不同配送中心的车辆根据配送任务进行联合调用,结合配送任务的均衡要求选择合适的配送中心进行停靠.如此即可实现物流配送中最重要的车辆资源进行有效整合与共享,并构建相应的模型.模型主要特征如下:

1) 客户分区.假设一个城市内根据一些共同的属性分为不同的客户区域,这些属性可以为地理位置上的相邻、配送时间相近、货物类型相似等.

2) 多配送中心.每个客户区有一个配送中心,这个配送中心可以满足区域内所有客户需求.配送中心可位于客户区内、客户区外、客户区之间的边界处.同时,客户并不是固定由某个配送中心负责,根据配送任务可能由客户区外的配送中心负责某次配送.

3) 跨区域行驶.车辆可以在一个给定的计划周期内对不同的客户区域行使多次服务,同一客户区内只能服务一次,每个客户只有一辆车为其服务.

4) 时间窗.每个客户的时间窗均为随机产生的,且为软时间窗.

车辆从总配送中心出发,为客户区内的客户提供服务并执行多条路径,最终回到车库,如图1.这个问题涉及配送成本最小化的路径设计,确保车辆能够准时送货,并能准时进入另一客户区以完成联合配送.最终的目的是使运输总成本最小化,这个成本包括两个方面:1) 使用车辆的固定成本;2) 所有车辆在运输总距离上的可变成本.问题的关键是既要保证在客户的时间窗内准确送货,同时确保网络化跨区域配送时车辆不能违反现行规定.

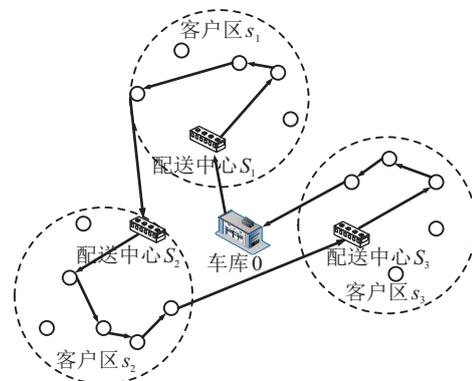


图1 跨区域联合配送的车辆路径问题模型

2 建立模型

2.1 选择优化目标

在实际运输作业中,车辆的实际运输量与车率率都影响着运输成本,同时运输成本与运输距离也密

切相关,在实际中,若仅以运输成本最小为优化目标,则实际的车辆运输量和车载率在运输成本中无法体现.为此,本文提出以运输成本密切相关的油耗成本及车辆启用时的固定成本为优化目标,综合考虑配送距离、载重量、行驶速度等多重因素对配送成本的影响.首先给出Bektas的油耗成本公式,即

$$Y_{ij} = [\alpha_{ij}(w_0 + w_{ij}) + \beta v_{ij}^2]d_{ij}. \quad (1)$$

其中: α_{ij} 为与*i*、*j*之间的距离有关的常数,与道路的坡度、阻力等因素有关,根据物流企业的实际运输情况,一般 $\alpha_{ij} \in [0.09, 0.2]$; β 为与使用的车型有关的常数,与车辆的马力、迎风面积等因素有关; w_0 为车辆自重; w_{ij} 表示在*i*、*j*上的载重量, v_{ij} 表示在*i*、*j*之间车辆行驶的速度, d_{ij} 为*i*、*j*之间的距离.然后对式(1)进行改进,记 c_i 为单位油耗的配送成本,则该路段的油耗成本为

$$Z_{ij} = c_i \cdot Y_{ij}. \quad (2)$$

式(2)表明,不仅运输距离会影响油耗的变化,载重和车辆的速度也会引起油耗变化.另外还充分考虑了空车行驶时的油耗量,这样的成本计算方法对路径的优化更彻底,也最符合实际情况.

2.2 建立数学模型

为了建立面向交通限行的网络化跨区域联合配送模型,首先对模型中的相关参数介绍如下.

S 表示分配送中心的集合,假设每个区域内只有一个分配送中心,每个分配送中心只负责本区域客户的配送需求. D 表示在客户区域*s*内的客户集,因此,客户集合为 $D = \bigcup_{s \in S} D_s$. $q_i (q_i > 0)$ 表示每个客户的需求量. x_{ij}^k 表示从客户*i*到客户*j*由车辆*k*负责配送.0表示车库,每个周期初车辆由此出发,周末车辆须返回车库.为了简化模型.假设车辆从车库到配送中心间不产生可变成本,只产生固定成本,在此记为 F . $[E(i), L(i)]$ 表示客户*i*的服务时间窗, $\eta(i)$ 表示客户*i*的服务时间,假设其与客户有关,与客户需求量无关. $t_{i,j}$ 表示车辆从节点*i*到*j*的行驶时间,其中*i*, *j* $\in S \cup D$.当车辆完成一个客户区的配送任务后,根据限行要求和配送需求决策车辆下一阶段的配送任务.车辆完成一周期的配送任务后将回到主要车库0.

建立面向交通限行的跨区域联合配送模型,具体如下:

$$\min Z = \sum_{k \in K} \sum_{i, j \in D} c_i Y_{ij} \cdot x_{ij}^k + \sum_{k \in K} \sum_{s \in S} F \cdot x_{0s}^k. \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in K} \sum_{i, j \in D \cup S} q_j x_{ij}^k \leq Q; \quad (4)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{s, d \in S \cup D} x_{sd}^k \leq 1; \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i, j \in D} x_{ij}^k + \sum_{k \in K} \sum_{j, s' \in D \cup S} x_{js'}^k +$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{d \in D} x_{0s}^k = 1; \quad (6)$$

$$\sum_{k \in K} \left[\sum_{i, j \in D} x_{ij}^k + \sum_{i, j \in D} x_{ji}^k \right] = 1; \quad (7)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{s \in S} x_{0s}^k + \sum_{k \in K} \sum_{d, s \in S \cup D} x_{si}^k = \sum_{k \in K} \sum_{d, s \in S \cup D} x_{is}^k; \quad (8)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in D} x_{j0}^k = \sum_{k \in K} \sum_{s \in S} x_{0s}^k; \quad (9)$$

$$L(i) + t_{ij} \geq E(j); \quad (10)$$

$$L(i) + t_{ij} + \eta(i) \leq L(j); \quad (11)$$

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, (i, j) \in D, k = 1, 2, \dots, K; \quad (12)$$

$$y_{gs}^k \in \{0, 1\}, s \in D, k = 1, 2, \dots, K. \quad (13)$$

其中:式(3)表示总的配送成本最小,包括车辆启用的固定成本和与油耗相关的可变成本;式(4)表示车辆服务的顾客需求总量不超过车辆的最大载重;式(5)确保了每辆车离开分配送中心后只能访问客户;式(6)限制每个客户只有一辆车为其服务,同时确保每辆车离开客户*i*并到达在同一个区域 D_s 内的另一个客户点*j*,或配送中心*s'*($s' > s$),或者返回车库0;式(7)保证在客户点处车流平衡;式(8)表示在配送中心的车流平衡;式(9)表示在车库0的车流平衡;式(10)、(11)表示车辆到达客户的时间窗约束;式(12)、(13)是二元变量.

3 算法设计

考虑到模型的复杂性,传统精确算法在求解效率上难以胜任,为此,通过设计自适应遗传算法来解决问题.遗传算法(GA)自1969年被Holland教授提出,后经DeJong、Goldberg等人归纳总结形成了一类模拟进化算法,之后被广泛用于解决复杂的非线性和多维空间寻优问题.但是,经典遗传算法采取固定的交叉与变异概率,在求解复杂组合优化问题时易早熟,求解质量不高.为此,通过个体适应值与种群平均值相结合的方式设计动态自适应的交叉与变异概率,在算法初期赋予较大的交叉与变异概率,增加产生新个体的概率,当算法临近收敛时赋予较小的交叉与变异

概率,保护优秀个体不被破坏.具体算法设计如下.

3.1 编码结构与初始种群生成

根据问题的特征,在此设计自然数编码结构的染色体来表达模型的解.0表示车库,其他自然数表示客户序号.

由问题分析可知,跨区域多阶段配送中每一阶段的客户是同一客户区域内的客户,根据时间窗和地理位置共同决定.为此,以时间窗为划分依据的聚类分析与以地理位置为划分依据的扫描方法的两种方法相结合的方式,对所有产生需求的客户进行划分,产生不同阶段需要服务的客户.同一阶段的不同服务次别的客户归为一类,记为*m*类,确定每类客户的配送中心;然后,以配送中心为圆心,用扫描算法得到各类样本(客户)与圆心的角度,按照角度对同一类客户进行排列,设计组合结构的染色体.显然,该染色体结构中不同类客户序列有别,而同类客户序列可以交换,同时,不同类客户的时间窗是逐次递增的.如图2所示.

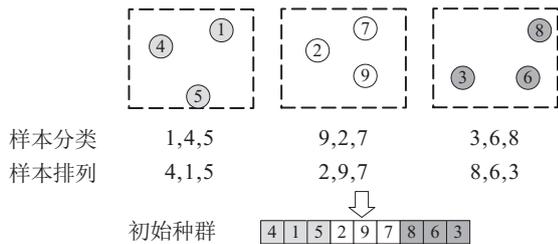


图2 客户分类处理

3.2 解码算子

结合染色体编码结构及基因码内在的属性,在此,设计大旅程截取算法,以客户需求量之和不能超出服务车辆的载重为约束条件,按照染色体中客户的先后顺序,尽可能多地加入到路径中,直到客户需求量之和超过车辆载重时记录顾客位置*s(i)*,在*s(i)*之后插入0点,即下一个配送中心;重复以上步骤,直到所有的客户都划分到各子路径中.其中,首尾位置的0表示车库,其他位置的0表示分配送中心.

3.3 选择操作

在选择操作上,采用一种改进后的赌盘选择算子,其基本思想是先用赌盘选择的方式来单独选择某个最优个体,在选定了该个体后,相应地减少该个体比例的大小,然后重复以上操作,直到产生所有的个体.首先,假设种群大小为*M*,根据适应度计算所有个体的比例,即 $p_i = f_i / \sum_{i=1}^M f_i$,根据比例计算所有个体的占比值,用赌盘方法选择一个个体*g*($g \in [1, M]$),判断 P_g ,如果 $p_g - 1/M \leq 0$,则令 $p_g = 0$,否则令

$p_g = p_g - 1/M$;然后,循环选出个体,直至达到种群大小;最后存储所有新选出的个体,并返回.

3.4 自适应交叉与变异概率设置

在交叉与变异操作过程中采用自适应调整,设交叉概率为*p_c*,变异概率为*p_m*,采用如下计算公式:

$$p_c = \begin{cases} \frac{A_1(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}}; \\ A_2, & f \leq f_{\text{avg}}; \end{cases}$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{A_3(f_{\max} - f^*)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f^* \geq f_{\text{avg}}; \\ A_4, & f^* \leq f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (14)$$

其中:*f_{max}*是种群的最大适应度值;*f_{avg}*是种群的平均适应度值;*f*是要交叉的较大的适应度值;*f**是要变异个体的适应度值;*A₁* - *A₄*为常数,且满足*A₁* < *A₂*, *A₃* < *A₄*的条件.

由式(14)可知:当个体适应值大于种群平均值时,交叉与变异概率均赋予较小的值,这样能够很好地保护优秀个体的基因不被破坏;而当个体适应值小于种群平均值时,交叉与变异概率均赋予较大的值,这样可以更好地促使个体进化以产生优秀基因.

3.5 交叉操作

遗传算法在求解车辆路径问题时,常采取部分匹配交叉、顺序交叉、循环交叉、类顺序交叉法等,但这些交叉操作容易破坏个体中的优秀基因串.为增大优秀基因的保留概率,改进交叉操作方式,具体步骤如下.

Step 1: 根据交叉概率选择出进行交叉操作的父代1和父代2,并保留父代中最优的子路径;

Step 2: 选择一个匹配区域,将匹配区域内的子路径复制到自身子串的后面;



图3 交叉与检验操作

Step 3: 交换匹配区域内子路径代码;

Step 4: 删除匹配区域外与区域内基因重复的部分, 得到子代1和子代2.

3.6 变异操作

根据基因码组间无序组内有序的特点, 设计变异操作如下.

Step 1: 记染色体长度为 N , 随机生成两个交叉位置 $t_1, t_2 (1 \leq t_1 < t_2 \leq N)$, 若为0点, 则重新生成;

Step 2: 随机产生两段交叉基因长度 $\omega_1, \omega_2 (1 \leq \omega_1 < \omega_2 \leq N/2)$, 若有重叠部分, 则去掉重叠部分, 若包含0点, 则取由0分割的长子段;

Step 3: 交换选取的交叉子段, 合并剩余子段以形成新的个体;

Step 4: 检验新个体, 如果满足约束条件, 则该个体为变异产生的新个体; 否则, 移动0的位置以满足约束条件.

3.7 终止条件

当算法运行完最大迭代次数或最优个体适应值等于种群平均值时, 算法终止, 输出最优车辆路径方案和配送费用.

4 算例分析

4.1 实验1

为检验模型和算法的有效性, 本文引用 (<http://neumann.hec.ca/chairedistributique/data/>) 中数据, 以40个客户点的算例为例进行具体分析, 算例中配送中心和配送客户的具体信息分别如表1和表2所示. 假设有3个配送中心, 40个客户点, 以北京市货车限行的最大吨位为例, 设车辆的最大载重为6t, 配送车辆行驶单位成本为3元/km, 配送中心的起止时间为[6, 18], 所有配送均在客户时间窗内. 油耗成本参数设置为: $\alpha_{ij} = 3.09753 \times 10^{-5}$, $\beta = 5.13263 \times 10^{-5}$, $w_0 = 5$, $v_{ij} = 40$, $c_i = 6$. 实验仿真环境在 Intel(R) Core(TM) i7-4510U CPU @ 2.00 GHz 处理器下采用 Matlab2010b 实现.

表1 配送中心实例信息

配送中心	需求量	坐标		时间窗	
		X	Y	$E(i)$	$L(i)$
A	0	-29.91	24.38	6	18
B	0	-25.98	-35.81	6	18
C	0	38.71	-23.75	6	18

表2 配送客户实例信息

客户点	需求量	X 坐标	Y 坐标	时间窗	客户点	需求量	X 坐标	Y 坐标	时间窗
1	1.3	-66.17	-60.81	[7,16]	21	0.6	-45.70	-71.68	[7,13]
2	0.6	2.67	-35.22	[8,15]	22	0.6	36.24	-2.66	[8,11]
3	1	-57.75	26.62	[8,16]	23	0.2	-4.22	-23.59	[7,11]
4	4.8	50.97	-6.11	[8,13]	24	0.4	31.28	-73.95	[8,14]
5	0.5	-20.41	-81.27	[7,16]	25	0.6	-72.20	41.17	[8,16]
6	1	4.57	26.06	[7,11]	26	0.3	13.35	31.37	[8,15]
7	1	-34.19	-76.70	[8,13]	27	0.9	-73.57	-28.84	[9,16]
8	0.4	15.87	8.72	[7,14]	28	0.7	-38.94	-4.25	[8,15]
9	0.5	-76.42	19.28	[7,12]	29	0.5	26.31	11.98	[8,16]
10	0.24	-53.62	3.73	[8,13]	30	1.3	-15.30	48.35	[7,15]
11	0.7	41.49	-3.31	[7,16]	31	0.3	-43.76	-39.34	[8,14]
12	4	-22.61	-12.79	[9,12]	32	0.5	35.32	30.40	[8,16]
13	1.5	19.61	-39.55	[8,14]	33	0.4	41.25	-59.63	[7,15]
14	0.6	-51.25	-13.76	[8,12]	34	3.2	12.39	-16.25	[8,16]
15	1.1	48.34	-45.94	[7,14]	35	0.5	0.53	69.61	[8,16]
16	0.4	23.60	-63.11	[8,14]	36	0.2	-8.68	7.77	[9,16]
17	1.6	55.44	-31.38	[8,16]	37	1.1	28.47	-55.02	[7,14]
18	1.2	19.12	69.04	[7,13]	38	0.9	21.86	54.97	[7,17]
19	0.3	-42.25	52.43	[9,16]	39	0.8	-1.31	-58.06	[8,15]
20	0.4	48.03	-12.48	[7,11]	40	1.1	30.02	-61.02	[8,14]

通过对实际情况进行抽象化处理,假设各节点之间虚拟为直线相同,在处理过程中引入迂回系数 ξ_i .迂回系数的大小与实际交通状况有关,本文将迂回系数设为 $\xi_i = 1.3$,配送客户与配送中心之间的距离通过公式 $d_{ij} = \xi_i \sqrt{(x_i - x_s)^2 + (y_i - y_s)^2}$ 求得.

下面根据模型和算法,分别对独立配送模式与网络化跨区域配送模式进行实验对比分析.

1) 配送中心之间独立配送时,配送方案如表3所示,此时的行驶总路程为1725.624 km,总成本为4638.65元.

2) 当配送中心之间进行联合车辆跨区域配送时,配送方案如表4所示,此时配送总路程为1697.8 km,总成本为4129.8元.

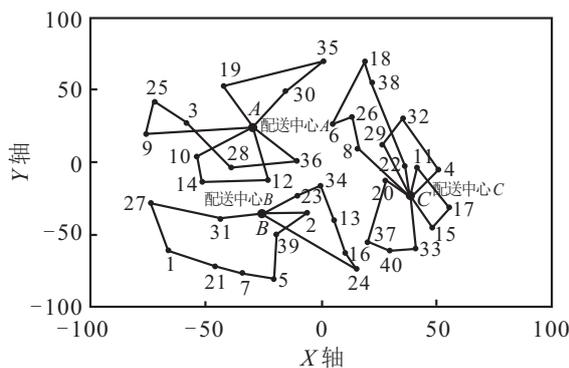
两种不同配送模式下的车辆路径如图4所示.

表3 网络化跨区域联合配送方案

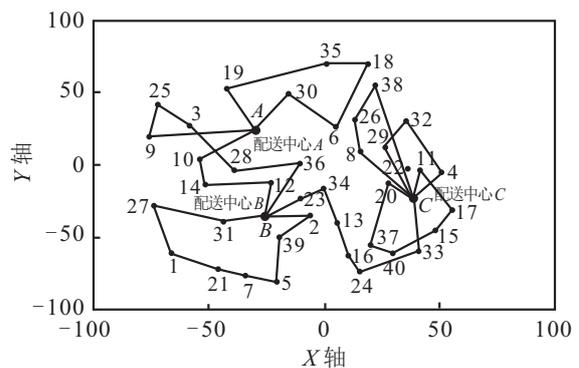
配送中心	路线	实载率/%	油耗成本	行驶距离
A	A - 9 - 25 - 3 - 28 - 36 - A	83.33	91.44	240.34
	A - 10 - 14 - 12 - A	80.67	57.18	150.31
	A - 30 - 35 - 19 - A	51.67	64.9	170.71
B	B - 31 - 27 - 1 - 21 - 7 - 5 - 39 - 2 - B	100.00	101.18	265.85
	B - 23 - 34 - 13 - 16 - 24 - B	95.00	73.61	193.43
C	C - 20 - 37 - 40 - 33 - C	48.33	57.97	152.48
	C - 22 - 38 - 18 - 6 - 26 - 8 - C	73.33	105.38	277.03
	C - 4 - 32 - 29 - C	96.67	59.12	155.35
	C - 15 - 17 - 11 - C	56.67	45.67	120.12

表4 网络化跨区域联合配送方案

配送中心	路线	实载率/%	油耗成本	行驶距离
A	A - 19 - 35 - 18 - 6 - 30 - A	88.33	98.26	258.25
	A - 9 - 25 - 3 - 28 - 36 - B	83.33	95.99	252.31
	A - 10 - 14 - 12 - B	80.67	49.95	131.3
B	B - 31 - 27 - 1 - 21 - 7 - 5 - 39 - 2 - B	100	101.18	265.85
	B - 23 - 34 - 13 - 16 - 24 - 33 - C	100	78.29	205.71
C	C - 20 - 37 - 40 - 15 - 17 - 11 - C	100	80.11	210.5
	C - 4 - 32 - 29 - C	36.67	59.04	155.35
	C - 38 - 26 - 8 - C	96.67	83.17	218.53



(a) 独立配送下的车辆路径



(b) 网络化跨区域联合配送下的车辆路径

图4 配送路径对比图

从表3和表4可知:与独立配送相比,网络化跨区域联合配送在各方面都得到了优化,不仅减少了车辆行驶的总路程,同时减少了一条配送路径,使资源更为合理使用,并有效地减少了交通拥堵状况;从成本来看,跨区域配送也减少了总成本.由此可见,跨区域联合配送是一种既节约资源又减少成本的配送方式,且采用自适应遗传算法求解车辆路径问题,其全局收敛性较好,求解效率更高.

4.2 实验2

为了验证本文改进后的自适应遗传算法对车辆路径问题的求解效果,选用禁忌搜索算法、蚁群算法和改进遗传算法对表2中的配送路径进行求解,对比分析及其收敛示意如图5所示.

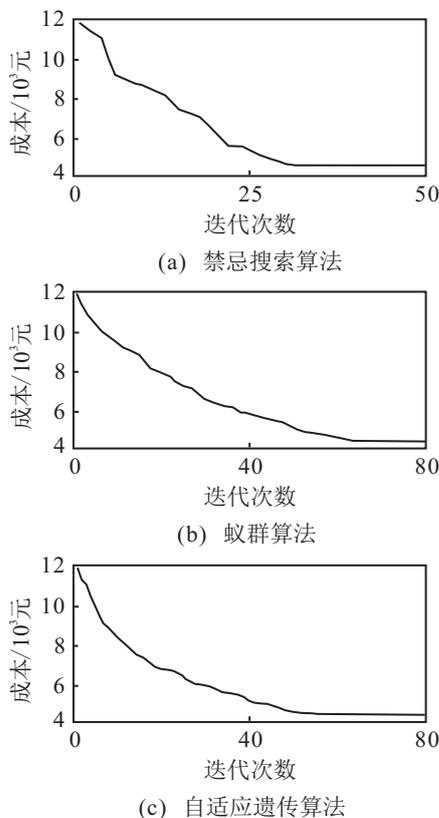


图5 算法求解收敛图

由图5可知:禁忌搜索算法虽然在迭代次数上略优于其他算法,但总成本相对较高;蚁群算法在成本

上与自适应遗传算法相近,但迭代次数较高;而本文提出的自适应遗传算法相对于其他算法,不仅收敛速度快,同时成本也有所降低.

表5 仿真计算结果对比分析

算法	最优值	最劣值	平均值	计算时间	搜索成功率/%	平均搜索迭代次数
禁忌搜索算法	4433	10132	5820.8	177	22	39.62
蚁群算法	4280	9907	5789	189	17	57.17
自适应遗传算法	4220	9200	5304	134	55	46.73

通过表5可以看出:3种算法搜索成功率从大到小依次为自适应遗传算法、禁忌搜索算法、蚁群算法;在最劣值和平均值方面,由小到大依次为自适应遗传算法、蚁群算法、禁忌搜索算法,反映了自适应遗传算法全局搜索能力最强.其收敛速度的提高,主要是因为本文对初始种群设置和交叉变异操作的改进,这使得改进的自适应遗传算法具有更高的收敛能力.

4.3 实验3

为了验证改进遗传算法的性能,从 <http://www.bernabe.dorronsoro.es/vrp/> 网站下载了带时间窗的多配送中心车辆路径问题算例,利用禁忌搜索算法、蚁群算法和自适应遗传算法对其求解,选取不同客户规模下的算例,并随机各运行30次,统计每种算法下的最优值、平均值以及误差,具体计算结果如表6所示.

由表6可见:3种算法均与最优解存在误差,但自适应遗传算法相比禁忌搜索算法和蚁群算法较优;对于规模较小的车辆调度问题,3种算法均能计算出较优解,但随着规模的不断增大,禁忌搜索算法和蚁群算法的稳定性开始下降,而自适应遗传算法仍能保持较好的结果,这主要是因为自适应遗传算法中动态地改变交叉和变异概率,使得算法能更快地产生优秀个体,后期保护最优个体,增强了全局搜索能力.

实验结果表明,本文设计的自适应遗传算法在快速收敛和全局搜索方面优于其他智能算法,能够保证联合配送问题的有效性.

表6 测试数据统计结果

算例	已知最优解	禁忌搜索算法			蚁群算法			自适应遗传算法		
		最优值	平均值	误差/%	最优值	平均值	误差/%	最优值	平均值	误差/%
pr01	1083.98	1192.72	1250.86	5.02	1167.32	1219.34	4.47	1102.73	1145.47	1.86
pr07	1423.35	1544.32	1603.79	4.16	1542.76	1607.31	4.22	1494.28	1595.38	2.21
pr11	1031.49	1129.67	1207.41	6.94	1106.42	1167.92	5.69	1082.18	1179.64	1.16
pr17	1250.09	1402.19	1466.72	4.88	1396.71	1453.85	4.21	1308.49	1416.67	1.93
pr18	1809.35	1926.71	2106.92	10.35	1933.93	2073.75	8.36	1893.74	1978.36	2.19

5 结 论

本文在考虑交通限行对物流配送带来影响的基础上,提出了网络化多阶段跨区域联合配送策略,针对货车限行时段的约束,结合客户需求时间窗与地理位置划分客户服务区域,分时段分阶段开展配送服务.充分考虑了配送距离、车载率、行驶速度等多种因素,设计了以油耗为可变成本和车辆启动费用为固定成本之和最小的优化目标,建立了面向交通限行的多阶段跨区域联合配送模型.针对模型的特征,利用聚类分析与扫描方法相结合的方式生成初始种群,设计自适应交叉与变异概率,改进主要遗传算子,设计了更适应本文的自适应遗传算法.最后,结合算例对模型可行性以及算法的有效性进行了验证性分析.实验结果表明,本文提出的模型可以有效地节约里程、减少配送路径、节约成本等,算法方面也取得了良好的效果.

本文只对静态的交通限行配送问题进行了研究,没有考虑交通网络的时变性和客户需求的动态性,而这些问题是城市多区域配送问题不可忽视也难以回避的,在下一步的研究中将继续关注这两个方面.

参考文献(References)

- [1] Contardo C, Hemmelmayr V, Crainic T G. Lower and upper bounds for the two-echelon capacitated location-routing problem[J]. *Computers and Operations Research*, 2012, 39(12): 3185-3199.
- [2] Wen L, Meng F. An improved PSO for the multi-depot vehicle routing problem with time windows[C]. 2008 Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application. Pacia, 2008: 820-824.
- [3] Contardo C, Martinelli R. A new exact algorithm for the multi-depot vehicle routing problem under capacity and route length constraints[J]. *Discrete Optimization*, 2014, 12(1): 129-146.
- [4] Bettinelli A, Ceselli A, Righini G. A branch-and-cut-and-price algorithm for the multi-depot heterogeneous vehicle routing problem with time windows[J]. *Transportation Research Part C—Emerging Technologies*, 2011, 19(5): 723-740.
- [5] Levin A, Yovel U. Local search algorithms for multiple-depot vehicle routing and for multiple traveling salesman problems with proved performance guarantees[J]. *J of Combinatorial Optimization*, 2014, 28(4): 726-747.
- [6] Mirabi M. A hybrid electromagnetism algorithm for multi-depot periodic vehicle routing problem[J]. *Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 71(1-4): 509-518.
- [7] Yu B, Yang Z Z, Xie J X. A parallel improved ant colony optimization for multi-depot vehicle routing problem[J]. *J of the Operational Research Society*, 2011, 62(1): 183-188.
- [8] 张群, 颜瑞. 基于改进模糊遗传算法的混合车辆路径问题[J]. *中国管理科学*, 2012, 20(2): 121-128.
(Zhang Q, Yan R. Hybrid vehicle routing problem based on improved fuzzy genetic algorithm[J]. *Chinese J of Management Science*, 2012, 20(2): 121-128.)
- [9] Nguyen P K, Crainic T G, Toulouse M. A tabu search for time-dependent multi-zone multi-trip vehicle routing problem with time windows[J]. *European J of Operational Research*, 2013, 231(1): 43-56.
- [10] Allahyari S, Salari M, Vigo D. A hybrid metaheuristic algorithm for the multi-depot covering tour vehicle routing problem[J]. *European J of Operational Research*, 2015, 242(3): 756-768.
- [11] Li J, Pardalos P M, Sunet H, et al. Iterated local search embedded adaptive neighborhood selection approach for the multi-depot vehicle routing problem with simultaneous deliveries and pickups[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(7): 3551-3561.
- [12] Contardo C, Martinelli R. A new exact algorithm for the multi-depot vehicle routing problem under capacity and route length constraints[J]. *Discrete Optimization*, 2014, 27(2): 129-146.
- [13] 马华伟, 靳鹏, 杨善林. 时变车辆路径问题的启发式算法[J]. *系统工程学报*, 2012, 27(2): 256-262.
(Ma H W, Jin P, Yang S L. Heuristic methods for time-dependent vehicle routing problem[J]. *J of Systems Engineering*, 2012, 27(2): 256-262.)

(责任编辑: 李君玲)