

# 多目标动态车辆路径问题建模及优化

周 慧 周 良 丁秋林

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)

**摘 要** 针对物流配送中动态车辆路径优化问题,综合考虑动态需求、路网影响、车辆共享、时间窗以及客户满意度,建立了多目标动态数学规划模型,该模型能更好地描述现代物流配送问题。同时,提出一种两阶段求解策略,第一阶段采用多目标混合粒子群优化算法获取预优化阶段 Pareto 最优解,采用改进的粒子状态更新策略并融合模拟退火操作提升粒子群搜索性能,采用自适应网格技术保持解的分布性;第二阶段对客户的需求变化采用贪婪插入和变邻域搜索进行实时路径调整。实验表明,该算法在解空间中有更好的探寻能力,并能快速收敛到全局最优,满足动态路径优化实时性要求。

**关键词** 物流配送,车辆路径问题,混合粒子群优化算法,模拟退火,Pareto 最优解

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.043

## Modeling and Optimization for Multi-objective Dynamic Vehicle Routing Problem

ZHOU Hui ZHOU Liang DING Qiu-lin

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract** For the dynamic vehicle routing problem in logistics distribution, this paper built a multi-objective and dynamic mathematical programming model synthesizing dynamic demands, the effects on the road network, vehicle sharing, time window and customer satisfaction. This model can describe modern logistics distribution better. Meanwhile, the paper put forward a two-phase solving strategy for it. In the first phase, multi-objective hybrid particle swarm optimization is adopted to get preliminary Pareto solutions. The algorithm uses the modified updating strategy of particle states and simulated annealing operation to improve the searching performance of particles, and uses adaptive grid technique to maintain the dispersion of solutions. In the next phase, greedy insertion and variable neighborhood search are applied to adjust routes according to the changes in demand. The experimental results show that the two-phase algorithm has better exploring ability in solution space, and it can also converge to the global optimum rapidly, and satisfy the real-time requirement.

**Keywords** Logistics distribution, Vehicle routing problem, Hybrid particle swarm optimization, Simulated annealing, Pareto solution

## 1 引言

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)通常可以描述为:对一系列装货点和(或)卸货点组织适当的行车路线,使车辆有序地通过,在满足一定的约束条件(如货物需求量、发送量、交发货时间、车辆容量等限制)下,达到一定的目标(如路程最短、费用最少、时间最少、使用车辆数最少等)<sup>[1]</sup>。

近几年来由于物流业的高度发展,国内外学者结合现实需求对 VRP 问题进行了深入的研究。张建勇等<sup>[2]</sup>设计了由前后双向可推的推-碰过程来确定最佳服务时间的插入启发式算法,有效解决了动态环境下对顾客偏好的考虑,但文中仅考虑了预约时间的模糊性,忽略了旅行时间、费用系数等多重模糊性。李延晖等<sup>[3]</sup>建立了基于沿途多点补货策略的开放式车辆路径问题(Open Vehicle Routing Problem, OVRP)模型,

提出了带补货控制因子的蚁群算法,该模型较好地描述了大区域多仓库多需求点的实际配送需求,但没有考虑随机需求对路径优化的影响。葛显龙等<sup>[4]</sup>引入时间轴概念将动态问题转化为静态问题,建立考虑车载率的开放式车辆路径模型,利用云模型中云滴的随机性与稳定倾向性,改进遗传算法中交叉与变异概率的设置方式,采用两阶段求解策略对 ODVRP 进行实时再优化,未充分考虑时间窗的约束。Muñoz-Zavala 等<sup>[5]</sup>采用空间分割数据挖掘策略将最优路径作为各可变大小区域(包括车场、客户)里隐藏的特征提取出来,提出了混合粒子群算法和最近邻结合空间分割操作优化目标函数,解决了带时间窗的 VRP(Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW),该算法在复杂 VRPTW 问题中并未达到很好的 Pareto 前沿。陈森等<sup>[6]</sup>提出了路网结构可变情况下的 VRP,基于路网、路径双层优化思想建立了问题优化模型。

到稿日期:2014-07-19 返修日期:2014-09-21 本文受江苏省产学研联合创新资金项目(SBY201320423)资助。

周 慧(1991-),女,硕士生,主要研究方向为信息系统及集成、人工智能等,E-mail:zh67730ing@gmail.com;周 良(1966-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为信息系统、知识工程;丁秋林(1936-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为信息系统、企业信息化。

Rong Wei 等<sup>[7]</sup>研究了有载重限制的同时取送货的 VRP,提出了基于多社会结构的改进粒子群优化算法,将单个粒子的解码分为先  $m$  维客户后  $2n$  维的车辆路径方向两步进行。戚铭尧等<sup>[8]</sup>设计了一种客户间时空距离的表达方式,利用遗传算法对客户点进行时空聚类,并将聚类结果应用于路径调整中,有效地减小了搜索范围,能更快得到问题的更好解。

现代企业在进行物流配送时不再只是追求单一目标的优化,比如在考虑成本优化的同时,也希望达到客户满意度的最佳。本文对现代物流业中涉及的优化目标进行综合,充分考虑车辆数、车辆行驶距离、成本、旅行速度、路网结构、旅行时间、客户满意度、客户时间窗的影响,结合车辆共享,建立多目标动态车辆路径问题(Multi-objective Dynamic Vehicle Routing Problem, MODVRP)模型,以便最大化企业利益,进而针对动态需求提出一种两阶段求解策略。在预优化阶段采用多目标混合粒子群优化算法(Multi-objective Hybrid Particle Swarm Optimization, MOHPSO)获取预优化阶段 Pareto 最优解,在粒子群状态更新策略中自适应调整惯性权重因子和学习因子,结合模拟退火(Simulated Annealing, SA)操作,有效解决了粒子群算法易陷入局部最优和难以进行全局搜索的问题,并采用自适应网格技术保证了 Pareto 解的多样性。在实时路径调整阶段,采用贪婪插入(Greedy Insertion, GI)和变邻域搜索(Variable Neighbourhood Search, VNS),构造 4 种邻域结构,完成后续配送路径的快速改造以满足实时性要求。最后通过仿真实验验证了模型的可解性和算法的高效性、实时性。

## 2 MODVRP 描述及建模

### 2.1 问题描述

MODVRP 描述为:有  $M$  个配送中心,每个配送中心有载重不同的车辆各  $R_m$  辆,负责给  $N$  个客户进行货物配送。每个客户有一个固定的服务时间窗,且需求是动态变化的,每辆车完成任务后不需要返回原配送中心。此外在配送中心车辆用完时,可考虑从第三方机构租赁车辆来服务客户,租赁车辆需先到达配送中心装载货物,然后才能进行配送;且服务完成之后,车辆需先回配送中心卸载剩余货物,之后才能返回第三方机构。路况影响,即每段路对车辆的行驶速度造成的影响,会对总体的旅行时间和客户服务时间造成影响。在这些约束下寻求最优的配送线路。

现代物流配送过程中影响企业决策的优化目标大致分为以下 4 个方面:(1)总的行驶路径。因为达到行驶路径最小也会间接达到成本、油耗、时间的最小,所以以往大部分企业都是以该目标为优化对象进行路径优化的。(2)旅行时间。部分文献将旅行时间加权融合到优化目标中,尤其在优化 VRPTW 时,旅行时间的优化可以最大化企业收益;而在有路况影响时,总的行驶路径与总的旅行时间不成比例,而现实配送中企业希望在达到总的行驶路径最小的同时也能有较短的旅行时间,因此旅行时间也可单独作为一个优化目标。(3)客户满意度。该目标是近年来企业共同追求的目标,它影响着企业的生存发展。(4)成本。成本是企业生存的基本,大部分企业在达不到其他目标优化的情况下,也希望最小化成本。成本一般分为固定成本和变动成本,其中固定成本包括运输费用、发车费用和租赁费用等,而变动成本包括的范围很广,

目前的优化文献中并没有过多考虑。车辆的油耗、司机在不熟悉的道路上行驶时所花费的认知道路费用、车辆提前到达客户点等待的成本以及车辆晚到客户点所需支付的延迟成本等,都是变动成本。

综上所述,本文在寻求最优车辆配送路径的同时,优化成本、旅行时间和客户满意度 3 个目标函数。

### 2.2 MODVRP 模型

问题编码:(1)车场:配送中心  $m=N+1, N+2, \dots, N+M$ ,每个配送中心有  $R_m$  辆车,每辆车的额定车载量为  $Q_m^k$  ( $k=1, 2, \dots, R_m$ ),每辆车的发车成本为  $F_m^k$ 。第三方机构  $h=N+M+1, \dots, N+M+H$ ,每个机构有  $R_h$  辆车,每辆车的额定车载量为  $Q_h^k$  ( $k=1, 2, \dots, R_h$ ),每辆车的租赁成本为  $Z_h^k$ 。配送中心和第三方机构统称车场。(2)客户: $i=1, 2, \dots, N$ ,需求量为  $q_i$ ,每个客户的服务时间窗为  $[E_i, L_i]$ ,开始服务时间为  $t_i$ ,客户对开始服务时间为  $t_i$  的满意度用梯形模糊函数来量化表示:

$$\mu_i(t_i) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t_i \leq E_i \\ e^{-(t_i - E_i)}, & E_i < t_i \leq L_i \\ 0, & t_i > L_i \end{cases}$$

在客户  $i$  处等待的时间为  $w_i(t_i)$ ,服务时间为  $Se_i = \lambda q_i$ ,延迟的时间为  $p_i(t_i)$ 。等待和延迟的单位时间成本分别为  $c_{wait}$  和  $c_{punish}$ 。(3)道路:客户  $i$  到客户  $j$  的距离为  $d_{ij}$ ,每段路  $\langle i, j \rangle$  上车场  $m$  的车  $k$  的初始固定车速为  $v_{ik}^m$ ,道路  $\langle i, j \rangle$  影响车速的时间  $\delta_{ij} \sim N(\mu, \sigma)$ ,对车速的影响系数为  $0 < B_{ij} \leq 1$ 。

定义决策变量:

$$x_{ijk}^m = \begin{cases} 1, & \text{车场 } m \text{ 的车 } k \text{ 从客户 } i \text{ 到 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$y_k^m = \begin{cases} 1, & \text{车场 } m \text{ 的车 } k \text{ 发出} \\ 0, & \text{车场 } m \text{ 的车 } k \text{ 未发出} \end{cases}$$

本文的 MODVRP 模型为:

$$f = (f_1, f_2, f_3) \quad (1)$$

$$f_1 = \sum_{m=1}^{M+H} \sum_{i=1}^{N+M+1} \sum_{j=1}^{N+M+1} \sum_{k=1}^{R_m} d_{ij} x_{ijk}^m + \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{R_m} F_m^k y_k^m + \sum_{h=1}^H \sum_{k=1}^{R_h} Z_h^k y_k^h + c_{wait} \sum_{i=1}^N w_i(t_i) + c_{punish} \sum_{i=1}^N p_i(t_i) \quad (2)$$

$$f_2 = \sum_{m=1}^{M+H} \sum_{i=1}^{N+M+1} \sum_{j=1}^{N+M+1} \sum_{k=1}^{R_m} t_{ij}(m, k) x_{ijk}^m + \sum_{i=1}^N (w_i(t_i) + Se_i) \quad (3)$$

$$f_3 = \sum_{i=1}^N (1 - \frac{1}{N} \mu_i(t_i)) \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{N+M} x_{ijk}^m q_i \leq Q_m^k, k \in \{1, 2, \dots, R_m\}, m \in \{N+1, \dots, N+M, N+M+1, \dots, N+M+H\} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^{R_m} y_k^m \leq R_m, m \in \{N+1, \dots, N+M, N+M+1, \dots, N+M+H\} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{N+M} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{R_m} x_{ijk}^m = 1, j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^{N+M} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{R_m} x_{ijk}^m = 1, i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{irk}^h = \sum_{j=1}^N x_{jrk}^h = 0, h, r \in \{N+M+1, \dots, N+M+H\}, k \in \{1, 2, \dots, R_h\} \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^{N+M+H} \sum_{j=1}^{N+M+H} d_{ij} x_{ijk}^m \leq L, \forall m, k \quad (10)$$

$$\sum_{i,j \in S \times S} x_{ijk}^m \leq |S| - 1, S \in \{1, 2, \dots, N\}, \forall m, k \quad (11)$$

$$t_j = \begin{cases} t_i + Se_i + t_{ij}(m, k), & t_i \geq E_i \\ E_i + Se_i + t_{ij}(m, k), & t_i < E_i \end{cases} \quad (12)$$

$$w_i(t_i) = \max\{0, E_i - t_i\} \quad (13)$$

$$p_i(t_i) = \max\{0, t_i - L_i\} \quad (14)$$

$$B_{ij} = P(t_i \leq \delta_{ij} < t_j) = \int_{t_i}^{t_j} rd(x) dx \quad (15)$$

$$rd(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], 0 < x \leq 24 \quad (16)$$

$$t_{ij}(m, k) = \frac{d_{ij}}{v_{jk}^{m_k}(1 - B_{ij})} \quad (17)$$

式(2)一式(4)为目标函数,式(2)是成本目标,包括5个部分:行驶路径长度、发车成本、租赁成本、等待成本和延迟成本;式(3)是旅行时间目标,包括车辆行驶时间、服务时间和等待时间;式(4)是客户满意度目标;式(5)是车容限制;式(6)是车数限制;式(7)和式(8)保证每个客户被且仅被服务一次;式(9)约束租赁车辆不可直接服务客户且服务完客户不可直接回第三方机构;式(10)是最大旅行距离约束;式(11)是消除子回路;式(12)一式(14)是与客户时间有关的计算公式,式(12)计算车辆到达时间,式(13)计算车辆等待时间,式(14)计算客户延迟时间;式(15)一式(17)是道路情况影响车速及旅行时间的计算公式,式(15)计算道路*(i, j)*的复杂情况影响系数,式(16)是路段*(i, j)*影响车速的时间函数,式(17)计算车辆在路段*(i, j)*行驶的时间。

### 3 两阶段求解策略

MODVRP是VRP的一种,也是NP-hard难题,因此采用启发式算法进行求解。MODVRP的动态性主要体现在客户需求的变动上,一般处理策略为重新优化策略或局部优化策略。由于对实时动态信息进行重新优化需要大量时间,无法满足路径规划的实时性约束,而局部优化策略可以满足路径重优化的目的,因此本文选择后者作为实时优化阶段的策略。本文针对MODVRP模型设计的两阶段求解策略总体流程如图1所示。

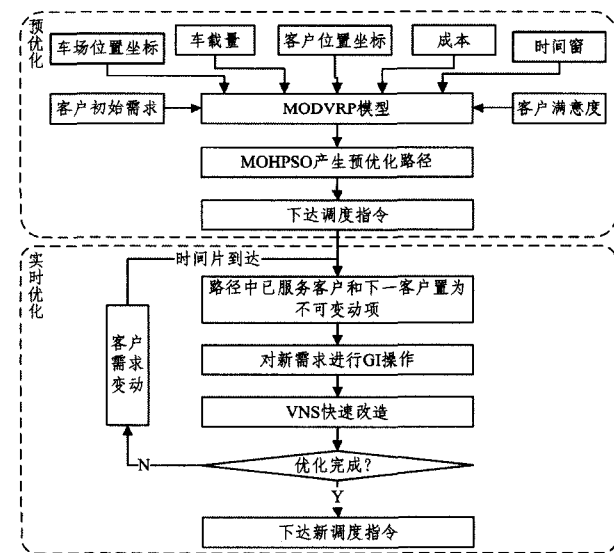


图1 两阶段求解策略流程

预优化阶段根据相关参数和客户初始需求量建立MODVRP模型,采用MOHPSO产生预优化路径,此时路径是完整配送路径,可以分发给各车辆开始配送。对于客户的变动

需求,本文采取时间片法,将配送周期按时间轴划分为适当的时间片,时间片结束时,对收集到的客户的需求变动信息进行实时路径优化。

#### 3.1 预优化阶段

MODVRP模型同时优化3个目标,采用Pareto最优解进行多目标优化,本文设计MOHPSO算法来求解预优化阶段的Pareto最优解,并采用自适应网格技术保持解空间的分布性。

##### 3.1.1 MOHPSO算法

多目标混合粒子群优化算法是指在粒子群优化算法中融入模拟退火操作,使之更适应模型的求解。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种新兴的优化技术,是群智能算法的一种。PSO通过粒子追随自身最优解和种群最优解来完成目标,主要是通过粒子状态更新来进行追随。模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)来源于固体退火原理,将固体加热至充分高的温度,再让其慢慢冷却,在此过程中,根据内能的变化选取最优点。将SA融入到PSO中,既能充分利用SA的全局搜索能力,又能充分利用PSO的局部挖掘能力,以一定概率接收差解,避免PSO自身易于陷入局部最优的缺点,能够使算法快速获得全局最优解。MOHPSO算法流程如图2所示。

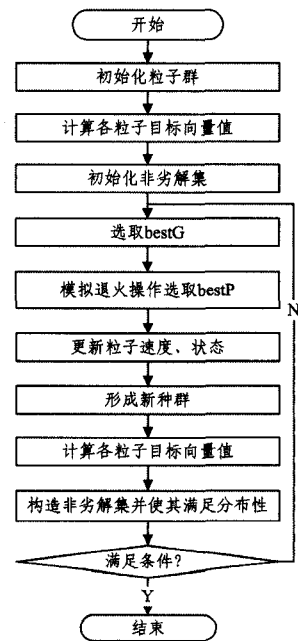


图2 MOHPSO算法流程

粒子群优化算法中,在迭代初期,粒子需要有很强的自我学习能力,这样可以使粒子在全局范围内具有良好的搜索能力;在迭代后期,粒子需要有很弱的自我学习能力和强的群体学习能力,使粒子往全局最优状态聚拢,算法快速收敛。据此,本文改进了粒子状态更新中的各参数的取值方法:

$$\begin{cases} c_1 = c_1^{\max} + (c_1^{\min} - c_1^{\max}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \\ c_2 = c_2^{\min} + (c_2^{\max} - c_2^{\min}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \end{cases} \quad (18)$$

$$\omega = \omega^{\max} + (\omega^{\min} - \omega^{\max}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (19)$$

在粒子选取bestP<sub>i</sub>时,利用模拟退火操作得到一个新状态,综合考虑该状态和粒子优化取得的新状态,选取最佳状态作为bestP<sub>i</sub>。通过结合模拟退火操作,以一定概率接收差解,有效地增强粒子多样性。

### 3.1.2 自适应网格算子

为了保证获得的 Pareto 非劣解集的多样性,通常采用网格的方法将个体空间划分为若干个小网格,这样每个个体就与某个网格相关联,定义网格中个体的数目为挤压系数。网格内的解被视为同一个解,通过竞争进行保留。网格太大时,每个网格中包含的个体数多,解的分布性不精确;网格太小时,某些网格中不包含任何个体,精度虽高,但会导致太大的计算代价,因此网格的大小确定非常重要。Zhang 等<sup>[9]</sup>利用每一代非支配解集中解在每一维目标量的差值自适应调整网格的数量;赵燕伟等<sup>[10]</sup>根据网格密度自适应调整每一维的网格数量。

本文设计一种新的自适应网格算子,利用非劣解集的分布均匀程度来调整每一维的网格数量。非劣解集的分布均匀程度可由解集中相邻解的平均距离来求得,定义目标函数  $f=(f_1, f_2, f_3)$  的解  $x_1, x_2$  的距离为:

$$d(f(x_1), f(x_2)) = \|f(x_1) - f(x_2)\| = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (f_i(x_1) - f_i(x_2))^2} \quad (20)$$

则非劣解集的平均距离为:

$$d_{ave} = \frac{\sum_{\substack{x_1, x_2 \in Ndset \\ x_1 \neq x_2}} d(f(x_1), f(x_2))}{\lfloor Ndset \rfloor \times (\lfloor Ndset \rfloor - 1)} \quad (21)$$

本文设计的自适应网格算子为:

$$N_{t+1} = \left\lceil N_t \frac{d_{ave}^t}{d_{ave}^{t+1}} \right\rceil \quad (22)$$

式(21)中  $|Ndset|$  为非劣解集中解的总个数,式(22)中  $t$  为迭代次数,  $\lceil \cdot \rceil$  表示取整。非劣解集的解分布越集中,式(21)的取值越小,而式(22)的取值越大,此时网格数量的增大使得网格变小,从而每个网格中包含的解个数尽量少,保护了解的数量及解的多样性。

### 3.1.3 算法主要步骤

步骤 1 编码采用整数编码方式<sup>[1]</sup>。

步骤 2 初始化粒子群 PSO,设置每个粒子  $PSO_i$  的初始位置、速度、个体最优解  $bestP_i$ 、全局最优解  $bestG$ 。

步骤 3 解码时,按先客户后车场的方式;在选取车场时,根据距离选取离客户点最近的车场;选择车型时,选取载重量最大的车进行配送。计算各  $PSO_i$  的目标向量值  $f=(f_1, f_2, f_3)$ 。

步骤 4 利用 Jensen<sup>[11]</sup>提出的递归法,根据各粒子间的支配关系构建非劣解集  $Ndset$ 。

步骤 5 在  $Ndset$  中选取  $bestG$ 。

步骤 6 选取  $bestP_i$ :若  $PSO_i > bestP_i$ ,则令  $bestP_i = PSO_i$ ,若彼此互不支配,则以一定概率选择该粒子作为个体最优解。初始化模拟退火温度  $T$ ,对粒子  $PSO_i$  进行模拟退火操作,获得  $bestP_i'$ ,若  $bestP_i' > bestP_i$ ,则选其作为  $bestP_i$ 。

步骤 7 更新粒子状态,构成新种群。解码并计算新粒子群中各粒子的目标向量值,并构造  $Ndset$ 。

步骤 8 利用自适应网格算子更新  $Ndset$ 。若满足终止条件则停止;否则转步骤 4。

### 3.2 实时优化阶段

在时间片结束时,对客户的需求变动信息进行实时路径重构。首先对预优化阶段已形成的各个子路径过滤跟踪,把

服务过的客户点和下一个服务的客户点置为不可改变点,然后对剩余子路径进行操作。对于客户需求的减少或者取消,只需要修改路径上的需求配送量。路径重构主要是针对新增的客户需求点。本文设计了两种操作:贪婪插入、变邻域搜索,来完成实时路径的重优化。

GI 操作的主要思想是先不考虑约束,仅考虑距离,对于每一个新增加的客户点,遍历子路径,找到距离最近的点,插入其后。这样每个子路径都贪婪地包括了能插入的最多的客户。下一步是根据车载量、时间窗约束对路径进行截断,新形成的路径同样按照距离最近原则插入车场,确保其可行性。

在 GI 操作后形成的路径是可行的,但不是最优的。利用 VNS 对其进行快速优化。由 Hansen 和 Mladenović<sup>[12]</sup>提出的 VNS 通过在搜索过程中系统地改变邻域结构集来扩展搜索范围,从而获得局部最优解,再基于此局部最优解重新系统地改变邻域结构集,从而找到另一个局部最优解。VNS 的简易、快速和高效是本文选用它作为实时优化阶段手段的重要原因。对于 VNS 搜索,设计了 4 种邻域结构,每种邻域结构都建立在使解可行的基础上(满足约束),分别如图 3—图 6 所示。

(1)路径内 2-opt:当两个客户点在同一条路径内,对其进行 2-opt 交换。

(2)路径间点插入:当两个客户点在不同的路径上,将其中一个客户点插入到另一客户点之后。

(3)路径间点交换:当两个客户点在不同的路径上,将两者位置交换。

(4)路径间片段交换:当两个客户点在不同的路径上,在两条路径上分别选择随机长度的客户片段,将两者整体交换。

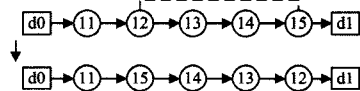


图 3 路径内 2-opt

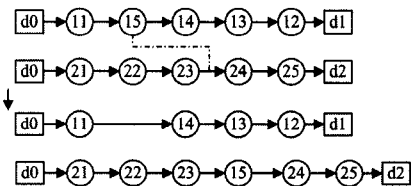


图 4 路径间点插入

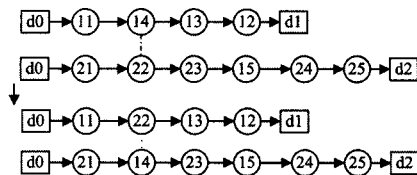


图 5 路径间点交换

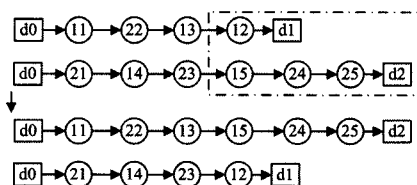


图 6 路径间片段交换

步骤1 令  $t=0, w=0$ 。

步骤2 随机选择两个客户点。

步骤3 根据两个客户点所在的路径相同或不同分别采取(1)或者(2)-(4)的邻域结构搜索。所在路径不同时,以概率选取(2)-(4)的一种。

步骤4 若不满足约束,转步骤2。

步骤5 若新解  $f'$  有改进,则保存新解;否则,若新解的改进量小于原方案  $f$  加  $\sigma$ ,也接收新解;否则不接受且令  $w=w+1$ 。

步骤6  $t=t+1$ ,若  $w>\beta$ ,停止;否则转步骤2。

其中  $\beta$  为非改进最大迭代次数,  $\sigma=0.2f$  为偏差值,以接收部分微劣解,使搜索跳出局部最优。VNS 在可行邻域内进行随机变换,在进行一定迭代次数后,将以概率 1 收敛到最优解。

#### 4 实验结果及分析

程序采用 MATLAB 编写,在 Intel(R) Core(TM) i5-3470 CPU 3.2GHz,内存 4.0GB 的 PC 机上运行。由于 MODVRP 尚未有统一的测试实例库,本文分别用设计实例和改造的标准 MDVRPTW 实例库进行算法分析。

用本文提出的算法求解下述实例:有 4 个配送中心,2 个第三方机构,为 34 个初始客户进行配送;其中  $v_{ik}$  为随机生成结果,  $\lambda=0.1, \mu=12, \sigma=5$ 。各车场车辆信息及各客户信息如表 1、表 2 所列。

表 1 车场车辆信息

车场	车辆	载重	F/P
35	1	120	70
35	2	100	50
36	3	120	70
36	4	120	70
37	5	100	50
37	6	140	90
38	7	120	70
39	8	150	110
39	9	100	60
40	10	160	120
40	11	120	80
40	12	100	60

表 2 初始客户及车场信息

序号	X	Y	需求	E	L	序号	X	Y	需求	E	L
1	36	16	10	7	10	21	30	40	5	9	12
2	52	41	15	8	11	22	50	30	20	9	15
3	27	23	3	12	14	23	58	15	30	9	15
4	17	43	41	10	12	24	37	52	15	7	12
5	13	13	9	7	12	25	49	47	32	9	18
6	57	58	28	7	17	26	52	64	19	8	17
7	27	68	7	9	12	27	20	26	7	11	13
8	30	48	15	7	11	28	45	31	6	8	14
9	43	67	14	7	11	29	19	30	26	10	12
10	58	48	6	9	12	30	23	51	21	7	11
11	50	16	19	13	16	31	28	7	12	9	14
12	37	69	11	9	16	32	33	58	9	8	14
13	5	25	23	9	18	33	42	12	10	7	12
14	8	52	10	9	16	34	9	21	15	9	12
15	7	38	28	10	12	35	20	60	0	0	24
16	5	6	7	7	12	36	50	58	0	0	24
17	5	64	11	8	14	37	43	22	0	0	24
18	20	52	9	8	12	38	7	13	0	0	24
19	48	28	18	8	14	39	15	35	0	0	24
20	39	32	10	7	12	40	40	40	0	0	24

对该实例采用本文提出的两阶段求解策略进行求解,预优化阶段采用 MOHPSO 算法,种群大小为 30,迭代次数为 1000,得到的 Pareto 最优解集为(5543.8, 35.8, 0.50), (5794.6, 35.2, 0.35), (5560.4, 35.4, 0.40), (5762.9, 44.6, 0.31), (5676.2, 35.1, 0.37), (5587.6, 34.7, 0.42), (5563.5, 34.3, 0.45), (5770.3, 35.5, 0.33), 如图 7 所示。分别选取 3 个目标向量的最优路线如表 3 所列。

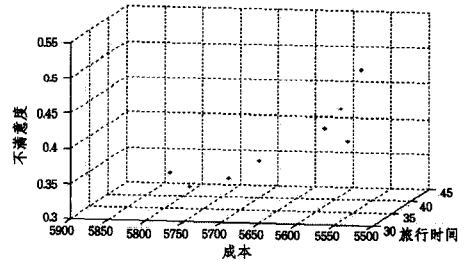


图 7 预优化 Pareto 最优解集

表 3 预优化线路

Pareto 最优解	目标	路线
(5543.8, 35.8, 0.50)	成本最小	35-30-8-21; 35-18-4-29-27-3; 36-9-24-32-7-12; 36-26-6-10-2-25; 37-20-28-19-22-23-11-33-1-31; 38-16-5-34-13-15-14-17
(5762.9, 44.6, 0.31)	不满意度最小	35-18-30-8-21-24-32-7; 35-4-29-27-5-16; 36-9-12; 36-26-6-10-2-25; 37-19-22-23-11-33; 37-28-20-1-31-3; 38-34-13-15-14-17
(5563.5, 34.3, 0.45)	旅行时间最小	35-30-18-4-29-27-3-31; 35-7-12-9-24-32-8-21; 36-26-6-10-2-25; 37-33-1-20-28-19-22-23-11; 38-16-5-34-13-15-14-17

在实时优化阶段,客户需求变化情况如表 4 所列,其中 4 个原有客户增加需求,10 个新出现客户。采用第二阶段优化算法,其中 VNS 算法中非改进最大迭代次数取 10。实时优化阶段得到的 Pareto 最优解集为(6008.3, 57.6, 0.57), (6832.7, 52.6, 0.43), (6394.8, 50.3, 0.45), (6792.4, 48.3, 0.49), (6215.7, 50.9, 0.53), (6589.7, 53.9, 0.39), (6872.3, 53.7, 0.35), (6177.4, 55.7, 0.58), 如图 8 所示,最优路线如表 5 所列。

表 4 客户需求变化

序号	X	Y	需求	E	L	序号	X	Y	需求	E	L
9	43	67	+30	7	11	d	45	45	20	10	12
15	7	38	+10	10	12	e	17	55	31	8	12
16	5	6	+10	7	12	f	18	62	26	9	12
34	9	21	+20	9	12	g	11	60	22	9	12
a	15	20	23	8	12	h	40	20	23	8	10
b	20	10	20	13	17	i	56	30	35	9	10
c	33	18	17	8	12	j	25	70	30	10	12

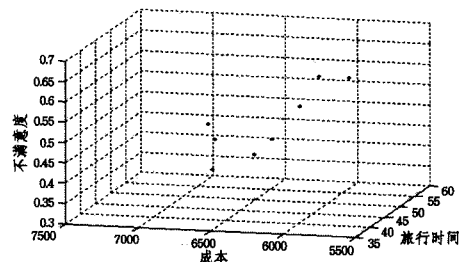


图 8 重优化 Pareto 最优解集

表5 重优化线路

Pareto 最优解	目标	路线
(6008.3, 57.6, 0.57)	成本最小	35-30-8-21-24-32; 35-18-4-29-27-a-b-3; 39-35-g-17-14-15; 36-9-12-7-j-f-e; 36-26-6-10-2-25-d; 37-h-33-l-c-31; 37-20-28-19-22-i-23-11; 38-16-5-34-13 35-18-30-21-8-7-j; 35-4-29-27-5-16; 39-35-f-e-g; 36-9-12-24-32; 39-38-a-b; 36-26-6-10-2-25-d; 37-19-22-i-23-11-33; 37-28-20-h-1-c-3-31; 38-34-13-15-14-17; 35-30-18-4-29-27-3-31; 39-35-j-f-e; 35-7-12-9-24-32-8-21; 37-11-23-i; 36-26-6-10-2-25-d; 37-33-1-c-20-h-28-19-22; 38-16-5-b-a; 39-38-34-13-15-14-g-17
(6872.3, 53.7, 0.35)	不满意度最小	
(6792.4, 48.3, 0.49)	旅行时间最小	

为了比较算法性能,在预优化阶段分别采用多目标量子进化算法(A)与本文提出的 MOHPSO 算法(B)。在标准实例库分别运行两种算法 20 次,结果取平均,得到的运行情况如表 6 所列。可以看出,本文所提算法性能更优。

表6 算法比较

实例结果	C101		R201		RC101		Pr07	
	A	B	A	B	A	B	A	B
解数	9.8	10.5	17.5	17.8	13.7	15.3	10.5	11.5
f1	931.2	901.4	1972.4	1594.	2139.4	1557.	3861.7	3281.
	51	37	60	23	71	56	23	26
f2	89.51	90.87	347.15	320.87	328.7	341.72	712.15	707.59
f3	6.37	5.94	12.20	11.58	8.78	8.52	0.39	0.42
运行时间	33.23	31.81	114.97	110.25	89.14	87.92	93.58	90.26

**结束语** MODVRP 综合考虑了物流配送过程中多车场、多车型、客户动态需求、路网动态变化、客户时间窗要求和车辆共享的情况,同时以成本开销、旅行时间花费以及客户满意度建立多目标优化函数,更加适应现代物流企业的配送要求,能最大化企业利益。本文首先描述了 MODVRP 问题,并据此建立 MODVRP 模型,然后提出了模型的两阶段求解策略。第一阶段,提出 MOHPSO 算法来求解 Pareto 最优解。对于粒子群优化中易于陷入局部最优的缺点,本文首先动态调整粒子惯性权重和学习因子,使得粒子在初期获得良好的全局搜索能力,在后期能快速收敛到全局最优值;然后将 SA 操作融合到粒子群优化算法中,使算法能搜寻到全局最优值。同时,设计了新的自适应网格算子,利用非劣解集的分布均匀程度来调整每一维的网格数量,有效地保持解集的分布多样性。本文采用时间片方式,在时间片结束时进入第二阶段优化。对于新增需求客户点,采用了 GI 和 VNS 进行路径重优化,设计了 4 种邻域结构用于 VNS,使算法能快速有效地收敛到最优解。最后通过仿真实验和与其他算法的比较,表明该算法能够高效地解决 MODVRP 问题,满足调度的实时性要求。随着计算机通信、地理信息系统、全球定位系统等技术的发展,实时道路交通信息获取的便利以及对物流配送的影响,使得根据实时道路交通信息调整配送路线的研究成为后续研究的重点。

## 参考文献

- [1] 赵燕伟,张景玲,王万良. 物流配送的车辆路径优化方法[M]. 北京:科学出版社,2014  
Zhao Yan-wei, Zhang Jing-ling, Wang Wan-liang. Vehicle Routing Optimization for Logistics Distribution[M]. Beijing: Science Press, 2014
- [2] 张建勇,李军,郭耀煌. 带模糊预约时间的动态 VRP 的插入启发式算法[J]. 西南交通大学学报,2008,43(1):107-113  
Zhang Jian-yong, Li Jun, Guo Yao-huang. Insertion Heuristic

Algorithm for Dynamic Vehicle Routing Problem with Fuzzy Due-Time[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2008, 43(1):107-113

- [3] 李延晖,刘向. 沿途补货的多车场开放式车辆路径问题及蚁群算法[J]. 计算机集成制造系统,2008,14(3):557-562  
Li Yan-hui, Liu Xiang. Modeling and its Ant Colony Algorithm for Multi-depot Open Vehicle Routing Problem with Replenishment on the way[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2008, 14(3):557-562
- [4] 葛显龙,王旭,邓晋. 基于联合配送的开放式动态车辆路径问题及算法研究[J]. 管理工程学报,2013,3:60-68  
Ge Xian-long, Wang Xu, Deng Lei. Research on Open and Dynamic Vehicle Routing Problems based on Joint Distribution[J]. Journal of Industrial Engineering, 2013, 3:60-68
- [5] Muñoz-Zavala A, Hernández-Aguirre A, Villa-Diharce E. Particle Evolutionary Swarm Multi-Objective Optimization for Vehicle Routing Problem with Time Windows[M]// Swarm Intelligence for Multi-objective Problems in Data Mining. Springer Berlin Heidelberg, 2009:233-257
- [6] 陈森,李孟军,李本先,等. 变路网情况下车辆路径问题建模及应用[J]. 计算机科学,2012,39(2):14-17  
Chen Sen, Li Meng-jun, Li Ben-xian, et al. Model and Application of Vehicle Routing Problem with Variable Network Structure[J]. Computer Science, 2012, 39(2):14-17
- [7] Wei R, Zhang T, Tang H. An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery[M]// Information Computing and Applications. Springer Berlin Heidelberg, 2011:430-436
- [8] 戚铭尧,张金金,任丽. 基于时空聚类的带时间窗车辆路径规划算法[J]. 计算机科学,2014,41(3):218-222  
Qi Ming-yao, Zhang Jin-jin, Ren Li. Vehicle Routing Algorithm based on Spatiotemporal Clustering [J]. Computer Science, 2014, 41(3):218-222
- [9] Zhang J, Wang W, Zhao Y, et al. Multiobjective quantum evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with customer satisfaction[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2012:1-19
- [10] 赵燕伟,李川,张景玲,等. 一种新的求解多目标随机需求车辆路径问题的算法[J]. 计算机集成制造系统,2012,18(3):523-530  
Zhao Yan-wei, Li Chuan, Zhang Jing-ling, et al. Novel Algorithm for Multi-objective Vehicle Routing Problem with Stochastic Demand[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(3):523-530
- [11] Jensen M T. Reducing the Run-time Complexity of Multiobjective EAs: The NSGA-II and Other Algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(5):503-515
- [12] Hansen P, Mladenović N. Variable neighborhood search: Principles and applications[J]. European journal of operational research, 2001, 130(3):449-467
- [13] Marinakis Y, Marinaki M. A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for the Open Vehicle Routing Problem[M]// Swarm Intelligence. Springer Berlin Heidelberg, 2012:180-187
- [14] Ghannadpour S F, Noori S, Tavakkoli-Moghaddam R, et al. A Multi-objective Dynamic Vehicle Routing Problem with Fuzzy Time Windows: Model, Solution and Application[J]. Applied Soft Computing, 2014, 14:504-527
- [15] 易云飞,蔡永乐,董文永,等. 求解带容量约束的车辆路径问题的改进伊藤算法[J]. 计算机科学,2013,40(5):213-216  
Yi Yun-fei, Cai Yong-le, Dong Wen-yong, et al. Improved IPO Algorithm for Solving the CVRP[J]. Computer Science, 2013, 40(5):213-216