

## 以商圈为中心的O2O动态外卖配送路径优化模型与算法

周成昊, 吕博轩, 周翰宇, 鲁海燕

引用本文:

周成昊, 吕博轩, 周翰宇, 鲁海燕. 以商圈为中心的O2O动态外卖配送路径优化模型与算法[J]. 运筹学学报, 2022, 26(3): 17-30.

ZHOU Chenghao, LYU Boxuan, ZHOU Hanyu, LU Haiyan. Optimization model and algorithm for Online to Offline dynamic take-out delivery routing problem centered on business districts[J]. *Operations Research Transactions*, 2022, 26(3): 17-30.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或IE浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### 最小化碳排放的共享单车迁移问题

Sharing bicycle relocating with minimum carbon emission

运筹学学报. 2022, 26(3): 75-91 <https://doi.org/10.15960/j.cnki.issn.1007-6093.2022.03.006>

### 混合图上最小-最大圈覆盖问题的近似算法

Approximation algorithm for min-max cycle cover problem on a mixed graph

运筹学学报. 2021, 25(1): 107-113 <https://doi.org/10.15960/j.cnki.issn.1007-6093.2021.01.010>

### 移动传感器网络中的最大价值路径扫描覆盖算法

Algorithms for max-value path sweep coverage in mobile sensor networks

运筹学学报. 2019, 23(4): 155-164 <https://doi.org/10.15960/j.cnki.issn.1007-6093.2019.04.014>

### 具有可变配送费用和固定配送时刻的单机排序问题

Single machine scheduling with dynamic delivery cost and fixed delivery dates

运筹学学报. 2017, 21(3): 14-22 <https://doi.org/10.15960/j.cnki.issn.1007-6093.2017.03.002>

### 一种基于双链量子编码的动态车辆路径问题解决策略

A scheduling strategy for dynamic vehicle routing problem based on double chains coding

运筹学学报. 2015, 19(2): 72-82 <https://doi.org/10.15960/j.cnki.issn.1007-6093.2015.02.008>

## 以商圈为中心的 O2O 动态外卖配送路径优化模型与算法\*

周成昊<sup>1</sup> 吕博轩<sup>1</sup> 周翰宇<sup>1</sup> 鲁海燕<sup>1,2,†</sup>

**摘要** 针对线上到线下 (Online to Offline, O2O) 外卖路径优化问题, 综合考虑其动态配送需求、货物区分等特点以及时间窗、载货量等约束条件, 将商圈看作配送中心, 将快递员数量与快递员总行驶时间作为最小化目标, 提出了以商圈为中心的 O2O 动态外卖配送路径优化模型。采用周期性处理新订单的方法将相应的快递员路径的动态调整问题转化为一系列静态 TSP 子问题, 设计了一种分阶段启发式实时配送路径优化算法框架, 并给出了一个具体算法和一个数值计算实例。在 VRP 通用算例的基础上, 以商圈为中心生成测试算例, 对本文算法进行仿真实验, 并与其他算法比较。结果表明: 本文算法能充分利用新订单附近的快递员进行配送, 并优化其配送路径, 有效减少了快递员数量与快递员总行驶时间。

**关键词** NP-难问题, 车辆路径问题, 遗传算法, KNN 分类算法, 动态配送需求, 商圈  
**中图分类号** TP301.6

**2010 数学分类号** 90C08, 90C27, 90C90

## Optimization model and algorithm for Online to Offline dynamic take-out delivery routing problem centered on business districts\*

ZHOU Chenghao<sup>1</sup> LYU Boxuan<sup>1</sup> ZHOU Hanyu<sup>1</sup> LU Haiyan<sup>1,2,†</sup>

**Abstract** In the take-out food industry, improper path planning by couriers often leads to low delivery efficiency. Most of the existing VRP research focuses on the optimization of express delivery and other industries, and there is a lack of optimization algorithm research for the food delivery with real-time characteristics. Aiming at the Online to Offline (O2O) take-out delivery routing optimization problem, this paper takes a comprehensive consideration of its dynamic delivery requirements, cargo differentiation and other characteristics as well as constraints such as time windows and cargo capacities, and establishes an O2O dynamic route optimization model of the take-out delivery personnel, in which the business districts are regarded as a delivery centre, and the number of delivery personnel and the total travel time by the delivery personnel are taken as the minimization targets. Using the method of periodically processing new orders, the resultant dynamic adjustment problem of the delivery personnel's route is converted into a series of static TSP sub-problems and thereby a phased heuristic real-time delivery routing optimization algorithm framework is designed, and a concrete algorithm and a

收稿日期: 2022-01-31

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61772013), 江苏省大学生创新创业训练项目 (No. 202010295136Y)

1. 江南大学理学院, 江苏无锡 214122; School of Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China

2. 无锡市生物计算工程技术研究中心, 江苏无锡 214122; Wuxi Engineering Technology Research Center for Biocomputing, Wuxi 214122, Jiangsu, China

† 通信作者 E-mail: luhaiyan@jiangnan.edu.cn

numerical example are given. A set of test cases centered on business districts is generated on the basis of a number of widely used VRP instances, the algorithm is tested through simulation experiment and compared with other algorithms. The results show that the algorithm proposed in this paper can make full use of the delivery personnel near the location of the new orders to conduct the delivery, optimize the corresponding delivery route, and effectively reduce the number of delivery personnel for delivery and the total travel time by the delivery personnel.

**Keywords** NP-hard problem, vehicle routing problem, genetic algorithm, KNN classification algorithm, dynamic delivery demand, business district

**Chinese Library Classification** TP301.6

**2010 Mathematics Subject Classification** 90C08, 90C27, 90C90

随着人们对订餐便捷性与时效性的要求逐步提高, 外卖行业在日常生活中的重要性日益显现, 对外卖配送服务的要求也越来越高。线上到线下 (Online to Offline, O2O) 模式是当下最主要的外卖配送模式<sup>[1]</sup>。客户首先在第三方平台下单, 商家接单后, 外卖平台旗下的快递员根据平台提供的订单信息接单并负责配送。然而, 在 O2O 模式下, 由于快递员自身难以掌握全局实时订单的情况, 往往会出现一单一送或盲目接单无法及时送达等问题。因此, 如何优化外卖快递员的配送路径以平衡配送成本与服务质量, 是当前外卖配送的一大难题。

车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem, VRP) 是物流管理中的一项重要研究内容<sup>[2]</sup>。O2O 模式下的外卖路径优化问题也是一种特殊的动态车辆路径问题 (Dynamic Vehicle Routing Problem, DVRP), 具有时间窗约束、同时取送货、动态配送订单、货物区分等特点。现有研究一般将 DVRP 分解为一系列静态子问题进行求解。郎茂祥<sup>[3]</sup> 针对车辆动态调度问题, 分析了动态调度的原因, 并设计了一种两阶段求解算法。宁涛等<sup>[4]</sup> 提出了基于车辆链与货物链的双链量子编码方法, 并设计了一种改进的多相量子粒子群算法。Pureza 等<sup>[5]</sup> 提出了一种将最后的订单推迟的等待策略, 以及一种将不重要的订单延至下一次路径规划的订单缓冲策略。张景玲等<sup>[6]</sup> 考虑了沿途补货的动态订单 VRP, 并引入量子进化算法进行求解。Chen 等<sup>[7]</sup> 研究了一种和声搜索算法结合变邻域搜索算法 DVRP 求解方法。杨善林<sup>[8]</sup> 等将车辆行驶速度考虑成时变分段函数, 并利用模拟退火算法求解。传统的 DVRP 研究大多考虑的是快递配送, 没有对新出现的订单进行实时优化的需求, 与外卖配送问题有一定差别, 不能直接应用于外卖配送的问题。

针对一般的外卖配送路径问题, 李桃迎等<sup>[9]</sup> 通过对商家-客户对进行聚类, 将外卖配送问题转化为旅行商问题 (Transport salesman problem, TSP), 再使用遗传算法求解。靳志宏等<sup>[10]</sup> 构建了外卖配送的混合整数规划模型, 并使用蚁群算法求解。王帅等<sup>[11]</sup> 考虑了随机旅行时间的外卖配送车辆路径问题, 并针对商户自负配送模式进行了研究。曾庆成等<sup>[12]</sup> 研究了顾客提前下单与动态实时下单相结合的混合下单模式下的外卖配送效率, 分析了提前下单顾客比例、提前下单时长等因素的影响, 但每次都需要对全部车辆的配送路径进行重新优化, 导致算法长时间运行时效率较低。

尽管在外卖配送问题上已有较多研究, 但这些研究所提出的算法仍然难以在实际中应用。这是因为现实中的订单均为实时出现, 而现有算法在面对新出现的订单时, 需要重新对全局进行优化, 故难以高效解决实时订单的实时优化问题。本文通过分析现实中的商家分布规律, 将商圈作为研究对象, 通过以商圈为中心建立 O2O 外卖路径优化模型, 简化了建模难度。同时, 针对此模型, 本文设计了一种分阶段的配送路径实时优化算法框

架,并基于此框架给出一个融合 KNN 分类算法和遗传算法的具体算法。

## 1 问题描述及模型建立

### 1.1 问题描述与分析

现实中,基于成本、环境等考虑,外卖商家往往大量聚集在同一区域,形成商圈<sup>[12]</sup>。相对于商家与客户之间的距离而言,同一商圈中不同商家之间的距离很近。因此,本文将一个商圈内的所有商家作为一个整体,基于实际情况,对商圈的概念做出如下假设:

- a) 商家以商圈为单位聚集在一起,同一商圈中的商家距离很近,看作一个商家点。
- b) 每一个商圈有固定的覆盖范围,只会在其覆盖范围内出现该商圈的订单,订单对应的送货地点为客户点。
- c) 不同商圈的覆盖范围可存在重叠。
- d) 每个订单的货物只能从对应的商圈获取。

于是,快递员配送过程可以简单描述如下:在初始阶段,快递员从不同的商家点为所有已知订单配送,且每个快递员只能负责出发商家点的订单;在配送过程中,快递员不断根据新出现的订单信息调整配送路径,以满足新的配送需求;对于新出现的订单,快递员必须先前往对应的商家点取货,然后才能进行配送。

由于配送过程中不断产生的新订单,快递员需要前往的节点集合会随时间变化,本文的模型也是一个随时间变化的动态模型。在本文的1.2节引入 0-1 变量表示节点对应的订单是否已经出现,仅对已经出现的订单进行优化。假设配送成本仅由快递员总行驶时间和快递员数量决定,以快递员总行驶时间与快递员个数为最小化目标,考虑快递员的载货量与订单的时间窗等约束条件,建立数学规划模型。

### 1.2 以商圈为中心的 O2O 动态外卖配送路径优化问题建模

假设整个配送过程中共有  $n$  个订单,对应商家点  $V_1 = \{1, 2, \dots, n\}$  和客户点  $W = \{n+1, n+2, \dots, 2n\}$ ,其中有  $m$  个初始订单对应的商家点  $V = \{1, 2, \dots, m\}$ 。对于重复的商家点或客户点,假设该处存在一个虚拟商家点或虚拟客户点作为替代。客户点  $i$  的订单量为  $L_i$ ,时间窗为  $[EET_i, ELT_i]$ ,其中  $EET_i$  与  $ELT_i$  分别表示最早与最晚到达时间。订单关系矩阵  $R = \{r_{ij}\}$ ,其中  $r_{ij}$  表示客户点  $i$  是否需要商家点  $j$  的货物。由于随着新订单的出现,每轮优化需要考虑的节点集合不同,模型也会随之变化,引入变量  $p$  表示优化轮次,用以统合不同的优化轮次。有  $m$  个快递员  $K = \{1, 2, \dots, m\}$  负责配送,每个快递员的最大载货量为  $L$ , $t_j^{kp}$  与  $l_j^{kp}$  分别表示第  $p$  轮优化中快递员到达节点  $j$  时的时间与载货量。假设快递员行驶速度恒定,所以各节点之间的行驶时间可以用距离矩阵  $C = \{c_{ij}\}$  表示,其中  $c_{ij}$  表示快递员从节点  $i$  到节点  $j$  的行驶时间。决策变量  $x_{ij}^{kp}$  表示第  $p$  轮优化中快递员  $k$  的路径中是否有从节点  $i$  前往节点  $j$ , $y_i^{kp}$  表示第  $p$  轮优化中快递员  $k$  是否经过节点  $i$ 。由于整个算法运行过程中需要多次优化配送路径,故引入 0-1 变量  $z_i^p$  表示在第  $p$  轮优化中,节点  $i$  是否在当前需要前往的节点集合中,记  $W_p = \{i \in V_1 \cup W - V | z_i = 1\}$  为第  $p$  轮优化中出现的节点。 $h_{ij}^{kp}$  表示在第  $p+1$  次优化

之前, 快递员  $k$  是否经过  $i$  到  $j$ 。由此, 本文建立的数学规划模型如下:

$$\min Z_1 = \sum_p \sum_{i \in V \cup W} \sum_{j \in V \cup W} \sum_{k \in K} h_{ij}^{kp} x_{ij}^{kp} c_{ij} \quad (1)$$

$$\min Z_2 = m$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in K} y_i^{kp} = 1, i \in W_p, \quad (2)$$

$$\sum_{h \in W_p} x_{hi}^{kp} = \sum_{j \in W_p} x_{ij}^{kp}, i \in W_p, \quad (3)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in W_p} x_{ij}^{kp} = 1, \quad (4)$$

$$r_{ij} y_i^{kp} = r_{ij} y_j^{kp}, i \in W_p, j \in V, \quad (5)$$

$$t_j^{kp} = \begin{cases} 0, & j \in V, \\ x_{ij}^{kp} (t_i^{kp} + c_{ij}), & j \in W_p, \end{cases} \quad (6)$$

$$l_j^{kp} = \begin{cases} 0, & j \in V, \\ x_{ij}^{kp} (l_i^{kp} + L_i), & j \in W_p, \end{cases} \quad (7)$$

$$EET_i \leq t_i^{kp} \leq ELT_i, i \in W_p, \quad (8)$$

$$l_i^{kp} \leq L, \quad (9)$$

$$r_{ij} t_i^{kp} \leq r_{ij} t_j^{kp}, i \in V_1, j \in W, \quad (10)$$

其中, 式 (1) 为目标函数, 由时间成本与快递员数量两部分组成; 式 (2) 表示每个节点有且仅有一个快递员经过; 式 (3) 和式 (4) 是对快递员路径的约束, 保证了快递员从起始节点出发并且在每个节点进出平衡; 式 (5) 限制了每个订单必须由对应的商家点出发的快递员配送; 式 (6) 和式 (7) 为快递员到达每个节点的时间与载货量的迭代公式; 式 (8) 和式 (9) 分别为订单的时间窗约束和载货量约束; 式 (10) 表示快递员必须先商家点取货, 然后才能前往客户点送货。模型中出现的主要符号与含义见表 1。

## 2 算法与求解

### 2.1 算法框架

根据本文所建立的模型, 以商圈为中心的 O2O 外卖路径优化问题可以分解为两个子问题: 初始路径求解问题与动态调度问题。

初始路径求解问题中, 需要在初始出现的订单中找出快递员的最优配送路径, 同时快递员不必返回商家点, 这是一个经典的 VRP, 已有较为成熟的求解方法, 常用各类启发式算法进行求解。

对于快递员的动态调度问题, 将整个配送时间轴划分为若干个时间片段, 在每一个时间片段开始时, 根据上一个时间片段中出现的新订单对快递员路径进行重优化。在每一个时间片段内, 来决定是否处理当前周期出现的所有新订单, 若决定处理, 则开始运行

表 1 模型中出现的符号的含义

符号	含 义
$i, j$	节点编号
$k$	快递员编号
$p$	优化轮次
$m$	总快递员个数
$L_i$	客户点 $i$ 的订单量
$EET_i$	节点 $i$ 的最早到达时间
$ELT_i$	节点 $i$ 的最晚到达时间
$r_{ij}$	客户点 $i$ 是否需要商家点 $j$ 的货物
$t_j^{kp}$	第 $p$ 轮优化中快递员到达节点时的时间
$l_j^{kp}$	第 $p$ 轮优化中快递员 $k$ 到达节点时的载货量
$c_{ij}$	快递员从节点 $i$ 到节点 $j$ 的行驶时间
$x_j^{kp}$	第 $p$ 轮优化中快递员 $k$ 的路径中是否有从节点 $i$ 前往节点 $j$
$y_i^{kp}$	第 $p$ 轮优化中快递员 $k$ 是否经过节点 $i$
$z_i^p$	第 $p$ 轮优化中, 节点 $i$ 是否在当前需要前往的节点集合中
$h_{ij}^{kp}$	第 $p+1$ 次优化之前, 快递员 $k$ 是否经过 $i$ 到 $j$

路径重优化子算法对该时间片段内所有新出现的订单进行分配和路径优化; 若决定不处理, 则结束当前时间片段剩余订单的处理, 并把剩余未处理的新订单加入到下一时间片段的初始订单的集合中。由于重优化路径时需要考虑快递员的取送货顺序, 约束条件更加复杂, 对全局进行优化速度较慢, 难以满足外卖配送的时效性需求, 本文使用局部重优化的策略, 在原有路径的基础上进行调整, 先依据分类算法将新订单分配给距离最近的快递员, 再对分配到新订单的快递员重新优化路径。重优化路径时, 以快递员现在所在节点为出发点, 则可以看作是一个 TSP, 可以用启发式算法求解。如果分配新订单后快递员不能满足约束条件, 则在此次订单的分配中排除该快递员, 重新分配订单。若所有快递员均不能进行配送, 则在该订单的商家点处派出一个新快递员配送此订单, 派出的快递员将参与此后的配送与调度。

综上, 本文设计了一个分阶段启发式实时配送路径优化算法 (phased heuristic real-time delivery routing optimization algorithm, PHRDROA), 在一个工作周期, 处理初始订单以及新订单的算法框架如图 1 所示。其中求解快递员初始路径只需要在算法开始时进行一次, 出现新订单、分配新订单、路径重优化三个阶段则是在一个预先指定的需要处理新订单的工作周期内反复进行的过程。

## 2.2 基于遗传算法的初始路径求解

遗传算法作为经典的启发式算法, 在求解各类 VRP 问题中都有较好的表现, 并且其在理论上的发展较为完善<sup>[10]</sup>。所以, 本文选择遗传算法来作为初始路径求解模块来构建框架实例。求解初始路径时, 每个商家点需要配送的订单是确定的, 因此可以对每个商家点分别求解, 具体操作如下:

a) 编码方式。每个染色体对应一个商家点所有快递员的路径, 不超过最大节点编号的基因表示对应的节点, 超过最大节点编号的基因则用于分隔不同的快递员。每个被分隔开的小段基因按顺序表示一个快递员的路径。如图 2 所示的染色体, 假设该商家共有

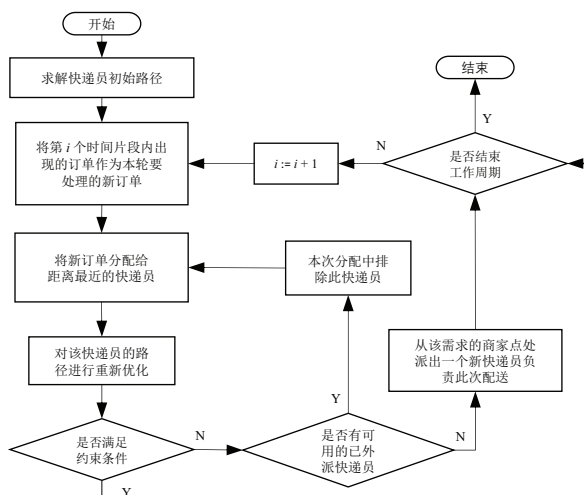


图 1 分阶段启发式实时配送路径优化算法流程图

6 个订单, 则该染色体表示 3 个快递员的行驶路径。

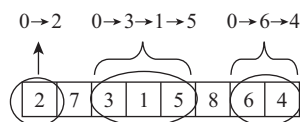


图 2 染色体编码方式

b) 邻域寻优策略。使用交叉和变异两种策略进行寻优。如图 3 所示,交叉操作分别在两个染色体中随机截取相同大小的一段基因,拼接到另一个染色体前端。然后再将拼接后的两个染色体中与拼接基因重复的基因删去。变异则是在一个染色体上随机挑选两个基因互换位置。

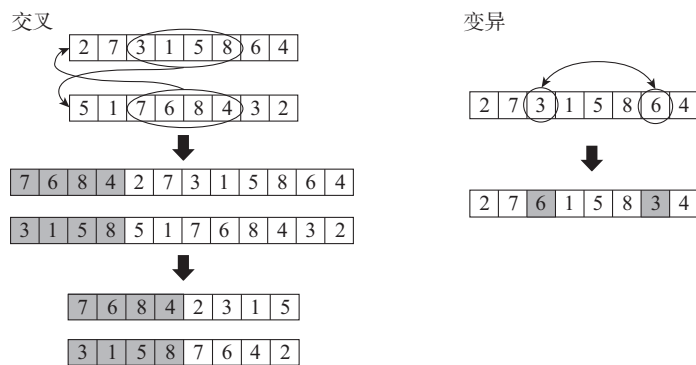


图 3 邻域寻优策略

c) 子代选择策略。采用轮盘赌方法,按照适应度大小,选择适应度较大的部分个体进入下一轮迭代。

d) 大规模邻域搜索算法。为了优化求解结果, 增强算法的局部搜索能力, 使用了大规模邻域搜索算法 (Large Neighbourhood Search, LNS)<sup>[16]</sup>。根据客户的相关性, 在已有的解中移除部分客户, 然后将移除的客户重新插入到部分解中, 从而搜索当前解的邻域。具体流程见算法 1。

**算法 1:** 基于遗传算法的初始路径求解算法

**输入:** 最大子代个数  $M$ 、最大繁衍代数  $G$ 、交叉概率  $P_c$ 、变异概率  $P_m$

**输出:** 快递员初始路径

初始化空种群

$m \leftarrow 0$

$g \leftarrow 0$

**while**  $g \leq G$

$g \leftarrow g + 1$

**do** 计算种群中每一个体的适应度  $F(i)$

**while**  $m \leq M$

$m \leftarrow m + 1$

**do** 根据适应度以比例选择算法从种群中选出 2 个个体  
        随机选出 2 个个体

**if**  $\text{random}() \leq P_c$  **then**

            对这 2 个个体执行交叉操作

**if**  $\text{random}() \leq P_m$  **then**

            对这 2 个个体执行变异操作

        将 2 个新个体加入种群

**end**

**end**

**return** 适应度最高的个体

### 2.3 基于 KNN 算法的快递员动态调度

在整个配送过程中, 快递员的动态调度是不断进行的, 本文以一次调度为例进行说明。基于现实经验, 新订单应该由经过需求点附近的快递员负责配送, 这样既能缩短额外的配送路径, 也不会对快递员原先的配送任务产生较大影响。

在本文提出的框架中, 需要给每个新出现的订单进行一种合理的分配。同时, 现实中的订单和快递员的位置可以认为都分布在欧氏空间中, 而 KNN 算法在欧氏空间中的分类问题上属于经典且具有代表性的算法。所以, 本文选择使用  $K$  最近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN) 分类算法来构建新订单分配模块, 来实现对新出现的订单进行分配。KNN 算法可以将样本点依据距离关系划分到给定的类别<sup>[17]</sup>。将所有未前往的商家点集合  $P = \{(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), \dots, (x_n, y_n, z_n)\}$  作为特征空间, 其中  $(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2$  为节点的位置坐标,  $z_i \in \{1, 2, \dots, m\}$  代表节点所属的快递员。以新订单的商家点与客户点的中点作为需求点  $(x, y)$ , 使用欧氏距离计算需求点与集合中所有节点之间的距离:

$$s_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}. \quad (11)$$

从特征空间中选取距离最近的  $k$  个节点组成集合  $N_k(x, y)$ , 根据多数表决规则确定



该订单所属的快递员:

$$z = \arg \max_{(x_i, y_i) \in N_k(x, y)} \sum I\{z_i = j\}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m. \quad (12)$$

若存在多个快递员的规则值相等无法区分, 则优先将订单分配给还需前往的节点最少的快递员, 作为进一步的分配准则, 以平衡快递员之间的工作量, 同时也能防止部分快递员时间窗、载货量约束过于紧张, 使更多的快递员能参与到后面的订单分配。若这一规则值则仍然相等, 则采取随机分配的方法。具体算法流程见算法 2。

**算法 2:** 基于 KNN 的订单分配算法

**输入:** 特征空间  $P$ , 新订单商家点  $(a, b)$ , 新订单客户点  $(c, d)$ , 邻居个数  $k$

**输出:** 被分配到订单的快递员编号

$(x, y) \leftarrow (\frac{a+c}{2}, \frac{b+d}{2})$

**for**  $(x_i, y_i)$  **in**  $P$

$s_i \leftarrow \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}$

**end**

$N_k(x, y) = \{(x_i, y_i) \mid \text{最小的 } k \text{ 个 } s_i\}$

$z = \arg \max_{(x_i, y_i) \in N_k(x, y)} \sum I\{z_i = j\}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$

**if** 存在多个  $z$  满足上述公式, 构成集合  $Z_1$

$z = \arg \min_{(x_i, y_i) \in N_k(x, y)} \sum I\{z_i = z\}, i = 1, 2, \dots, n; z \in Z_1$

**if** 存在多个  $z$  满足上述公式, 构成集合  $Z_2$

$z = \text{random}(z), z \in Z_2$

**return**  $z$

快递员分配到新订单后, 需要前往的节点集合改变, 其原有路径可能不再是最优路径, 需要对快递员的路径进行重优化。对于上一轮调度中快递员已经前往过的节点, 可以不用再考虑, 将上一轮中快递员未前往的节点与新分配到的节点作为新的节点集合, 寻找快递员的最优路径。此时每个快递员的路径优化问题是一个 TSP, 仍可以用遗传算法求解, 具体操作与初始路径的求解相同, 具体流程见算法 3。

**算法 3:** 配送路径实时优化算法

**输入:** 所有订单信息与快递员信息集合, 最大优化轮次  $P$ ,  $p$  轮中出现的新订单数  $L_p$ ,

$p$  轮中已出发快递员数量  $K_p$

**输出:** 所有快递员的配送路径

**执行算法 1**

$p \leftarrow 0$  //优化轮次

**while**  $p \leq P$

$l \leftarrow 0$  //订单编号

**do while**  $l \leq L_p$

$k \leftarrow K_p$  //剩余可用快递员数量

**do while**  $k \geq 0$

**执行算法 2**

**if** 快递员不能满足约束条件 **then**

```

        if  $k > 0$  then
            在快递员集合中排除此快递员
             $k \leftarrow k + 1$ 
            continue
        else
            从该订单的商家点派出新快递员负责该次配送
        return 快递员路径
    break
end
 $l \leftarrow l + 1$ 
end
 $p \leftarrow p + 1$ 
end

```

### 3 仿真实验与结果分析

#### 3.1 数据来源与实验设置

由于本文所讨论问题的特殊性,缺少标准的公开测试算例,故本文基于 The VRP Web<sup>[18]</sup> 给出的关于多配送中心车辆路径问题的 8 个测试实例 pr01、pr02、pr03、pr04、pr05、pr06、pr14 和 pr15 进行处理,将原测试实例作为初始订单信息,并为每个测试实例随机生成了 8 个新订单。将新生成的 8 个对应测试实例分别记作 Pr01、Pr02、Pr03、Pr04、Pr05、Pr06、Pr14 和 Pr15。具体处理过程如下:将测试实例中的配送中心看作商家点,需求点看作客户点。假设每个商家点的覆盖半径为  $R$ ,将客户点分配给能够覆盖它的商家点,同时被多个商家点覆盖的客户点则随机分配给任意一个商家点。假设新订单的客户位置、出现时间、订单量和时间窗约束均服从均匀分布,随机生成新订单。采用赋权的方法将多目标规划转换为单目标规划,表 2 为仿真实验中用到的部分参数。本文使用 MATLAB2020a 与 Python3.7 编写程序,运行环境为 Windows10 操作系统,Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU 2.2 GHz, 16G 内存的计算机。

表 2 仿真实验参数设置

参数	商家覆盖半径	最大载货量/kg	总行驶时间权重	快递员个数权重
取值	50	150	1	20

#### 3.2 仿真结果与分析

用前述生成的测试实例对本文算法进行仿真实验及分析,以在测试实例 Pr02 进行的仿真实验为例,对从算例生成到算法求解的过程做较为完整的说明。首先在 Pr02 中挑选四个节点作为商圈节点,然后依据划分规则把所有客户点加入该商圈。最后根据表 2 中的参数,依照均匀分布随机生成 8 个新的需求点,如表 3 所示。该测试实例中共有 4 个配送中心和 48 个需求点。使用算法 1 求快递员初始路径,得到结果如图 4 所示,4 个配

送中心分别使用了 4、3、4、3 个快递员。图 5 为求解初始路径时算法的收敛过程, 可以看到, 初始路径求解速度较快。

表 3 Pr02 中生成的新订单

订单编号	客户点坐标	出现时间/min	时间窗/min	订单需求量/kg	所属商家点
1	(-37,66)	11	[318,323]	17	3
2	(-71,27)	13	[317,331]	16	3
3	(37,23)	12	[162,169]	6	2
4	(45,59)	3	[401,405]	22	2
5	(-37,42)	23	[248,258]	9	3
6	(-81,98)	18	[279,303]	3	3
7	(-68,-24)	17	[82,85]	12	4
8	(-45,75)	12	[356,379]	2	3

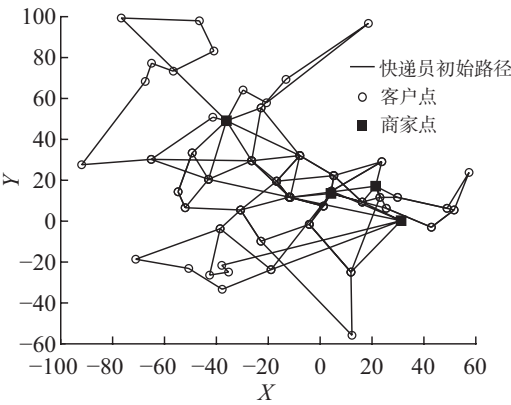


图 4 Pr02 的快递员初始路径图

使用 KNN 算法分配新订单, 8 个新订单被分配给了 6 个快递员, 不需要使用新快递员。其中快递员 8 被分配了 3 个新订单, 其余快递员均只分配到一个订单。表 4 为快递员在分配新订单前后的时间成本变化。在这种分配策略下, 新订单带来的额外时间成本较小。同时, 快递员 3 和快递员 5 均分配到了不属于起始商家点的订单, 说明快递员在配送过程中位置变化较大, 可能会从一个是个商圈转移到另一个商圈。本文算法能够将新出现的客户点在不同的商圈间进行订单的分配, 以解决跨商圈订单分配的问题, 从而为快递员实现更加合理的订单分配。

采用本文算法对上述给出的每个测试实例进行实验, 算法运行 20 次, 得到结果如表 5 所示。8 个测试实例中节点数量从 48 个到 288 个, 可以代表不同规模的外卖配送情况。可以看到, 在不同的测试实例中, 本文的路径实时优化算法均有较好的表现。同时, 各个测试实例的标准差均较小, 说明算法有良好的稳定性。

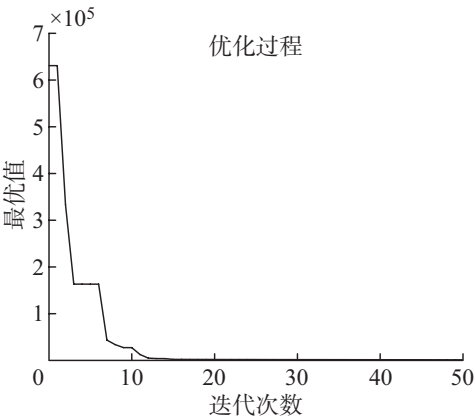


图 5 Pr02 初始路径求解的收敛过程

表 4 重优化后快递员时间成本变化

快递员编号	起始商家点	时间成本		
		初始时间成本	分配新订单	最终时间成本
3	1	160	5	173
4	1	91	3	94
6	2	102	4	183
8	3	194	2、6、8	288
11	3	141	1	161
13	4	185	7	179

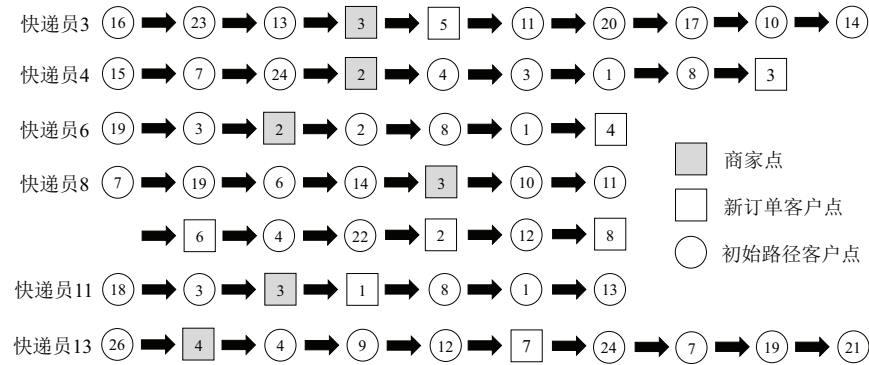


图 6 重优化后的快递员路径

3.3 对照实验与分析

为了进一步分析本文算法的性能，本文基于文献 [19] 的 Ignore 算法设计了一种对照算法。Ignore 算法针对 DVRP，分轮次进行配送，将所有当前轮次新出现的订单暂时搁置，直到下一轮优化时派出新快递员负责配送，每个快递员仅需完成一个轮次的配送任务。本文设计的对照算法中也采用分轮次配送的方法，每一批订单均看作新一轮，从

表 5 仿真实验结果

测试实例	节点数	指标	快递员数量	时间成本	总成本
Pr01	48	Mean	16.6	2 535	2 874
		Best	16	2 411	2 620
		Std	1.06	115	122
Pr02	48	Mean	14.1	2 567	2 844
		Best	14	2 328	2 608
		Std	0.67	26	52
Pr03	144	Mean	31	4 411	5 031
		Best	29	4 399	4 979
		Std	1.17	55	64
Pr04	192	Mean	45	6 076	6 976
		Best	41	5 885	6 705
		Std	1.71	87	95
Pr05	204	Mean	73.5	9 402	10 872
		Best	72	9 325	10 765
		Std	4.04	144	103
Pr06	288	Mean	66	8 765	10 085
		Best	65	8 725	10 025
		Std	1.41	14	93
Pr14	192	Mean	41.5	5 556	6 386
		Best	40	5 444	6 244
		Std	1.57	79	91
Pr15	240	Mean	64.6	8 010	9 302
		Best	62	7 776	9 016
		Std	1.4 654	153	153

其对应的商家点派出一个新快递员负责配送，其余部分与本文的路径实时优化算法相同。使用前述 8 个测试实例进行对照实验，算法运行 20 次。实验结果如表 6 所示。同时，本文还对大规模邻域搜索进行了消融实验。此外，为了保证对比的公平性，迭代次数均设置为相同的 500 次。其中，优化率的计算公式为：优化率=(对照算法总成本-本文算法总成本)/对照算法总成本。

结果表明，本文的配送路径实时优化算法能有效降低快递员数量，并减少快递员总行驶时间。在节点数量较少测试实例中，本文算法的优势更加明显，随着节点数量的增多，优势虽然有所变小，但本文算法的性能仍显著高于对照算法的性能。在节点规模不大的情况下，总成本的优化率保持在 10% 以上。同时，我们发现，使用了大规模邻域搜索算法的策略在实例规模较大时具有更好的性能。

表 6 仿真实验结果

测试实例	本文算法			本文算法 (无大规模邻域搜索)			对照算法			对照算法 (无大规模邻域搜索)			优化率/%
	快递员	时间	总成本	快递员	时间	总成本	快递员	距离	总成本	快递员	时间	总成本	
pr01	16	2 170	2 490	25	2 758	3 258	20	2 487	2 887	29	2 804	3 384	13.8
pr02	14	2 282	2 562	25	3 270	3 770	18	2 756	3 116	18	3 230	3 590	17.7
pr03	29	4 006	4 586	58	7 148	8 308	34	4 617	5 297	34	4 616	5 296	13.4
pr04	41	5 179	5 999	67	10 446	11 786	47	6 086	7 026	47	11 352	12 292	14.6
pr05	72	8 650	10 090	98	23 461	25 421	75	9 161	10 660	76	6 090	7 610	5.3
pr06	65	8 084	9 384	100	25 524	27 524	71	8 990	10 410	71	9 490	10 910	9.8
Pr14	40	5 007	5 807	64	9 703	10 983	45	5 736	6 636	45	5 735	6 635	12.4
Pr15	62	7 273	8 513	97	18 121	20 061	69	7 776	9 156	69	7 976	9 356	7

4 结 论

本文针对 O2O 外卖路径优化问题,考虑现实中以商圈为中心的配送模式,分两个阶段建立数学模型,并设计了一种路径实时优化算法进行求解。对算法的仿真实验结果表明:在配送过程中,快递员可能从一个商圈移动到另一个商圈,依据快递员位置分配新订单可以有效减少需要的快递员数量并降低快递员总行驶时间,从而降低配送成本、提高经济效益。本文算法在不同规模的测试实例中均有较好的表现,在节点规模较小时优化率最高达到 17.7%。

实际生活中的外卖配送还将受到天气状况、交通状况以及少量突发事件的影响。如何综合考虑这些因素,在不同情形中保证外卖配送效率,有待进一步研究。此外,当应用大规模邻域搜索时可以提升整个算法的性能,因此,其他子算法来构建算法框架实例或许是一个很有前景的研究方向。另一方面,订单的分布本身是个复杂的问题,如何估计其总体分布和进行合理的采样有一定的难度;同时,更加贴近现实的采样方式也会让模型更加接近实际情况。在现有的采样设定下,我们证实了所提出方法的有效性;使用排队论的方法研究更贴近现实的订单分布情况和基于更贴近实际情况的分布进行采样的仿真算例生成也是接下来的研究方向。

参 考 文 献

[1] 颜贤斌. 浅谈中国餐饮外卖 O2O 模式的现状与发展 [J]. 商场现代化, 2015(22): 45-46.  
[2] 刘云忠, 宣慧玉. 车辆路径问题的模型及算法研究综述 [J]. 管理工程学报, 2005, 19(1): 124-130.  
[3] 郎茂祥. 动态车辆配送优化调度问题的两阶段算法 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2009, 9(4): 140-144.  
[4] 宁涛, 陈荣, 郭晨, 等. 一种基于双链量子编码的动态车辆路径问题解决策略 [J]. 运筹学学报, 2015, 19(2): 72-82.  
[5] Pureza V, Laporte G. Waiting and buffering strategies for the dynamic pickup and delivery problem with time windows [J]. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 2008, 46(3): 165-176.  
[6] 张景玲, 王万良, 赵燕伟. 基于沿途补货的多配送中心动态需求 VRP 建模及优化 [J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(4): 869-878.

- [7] Chen S, Chen R, Gao J. A modified harmony search algorithm for solving the dynamic vehicle routing problem with time windows [J]. *Scientific Programming*, 2017.
- [8] 杨善林, 马华伟, 顾铁军. 时变条件下带时间窗车辆调度问题的模拟退火算法 [J]. *运筹学学报*, 2010, **14**(3): 83-90.
- [9] 李桃迎, 吕晓宁, 李峰, 等. 考虑动态需求的外卖配送路径优化模型及算法 [J]. *控制与决策*, 2019, **34**(2): 406-413.
- [10] 靳志宏, 鞠新诚, 郭加佳, 等. O2O 模式下外卖骑手的配送路径优化 [J]. *大连海事大学学报*, 2019, **45**(4): 55-64.
- [11] 王帅, 赵来军, 胡青蜜. 随机旅行时间的外卖 O2O 配送车辆路径问题 [J]. *物流科技*, 2017, **40**(1): 93-101.
- [12] 曾庆成, 马佳慧, 张晓琳. 混合下单模式下在线餐饮订单配送优化模型 [J]. *交通运输系统工程与信息*, 2019, **19**(6): 184-190.
- [13] 洪涛. 现代商圈及其动态发展 —— 兼论北京南城商圈及其定位 [J]. *商业时代*, 2002(23): 10-12.
- [14] 葛继科, 邱玉辉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述 [J]. *计算机应用研究*, 2008, **25**(10): 2911-2916.
- [15] 陆子强, 郭国雄, 蒋金山. 基于邻域搜索的混合遗传算法及其在对称 TSP 中的应用 [J]. *计算机工程与应用*, 2005, **41**(7): 79-81.
- [16] Paul S. Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems [C]// *Fourth International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*, 2003: 417-431.
- [17] Guo G, Wang H, Bell D, et al. KNN model-based approach in classification [C]// *OTM Confederated International Conferences "On the Move to Meaningful Internet Systems"*, 2003: 986-996.
- [18] The VRP Web [EB/OL]. [2022-01-31]. <http://www.bernabe.dorronsoro.es/vrp/>.
- [19] Ausiello G, Feuerstein E, Leonardi S, et al. Algorithms for the on-line travelling salesman [J]. *Algorithmica*, 2001, **29**(4): 560-581.