

带时间窗的同城物流配送区域划分与路径优化

何梦军¹, 吴怀岗¹, 丁 翔²

(1. 南京师范大学计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

(2. 南京大学政府管理学院, 江苏 南京 210093)

[摘要] 同城物流的 B2C 和 O2O 包裹如何在短时间内以较少的资源配送到顾客手中, 已成为物流管理中亟待解决的问题. 以最短配送时间为目标, 构建带时间窗的“最后一公里”非线性数学规划模型(VRPTW), 为求解此 NP-hard 问题, 设计三阶段启发式算法, 首先采用改进的吸引力传播聚类算法实现对配送区域的划分, 充分考虑到配送点之间的关联因素; 再对同区域相似度较高的订单进行合并; 最后规划最短路径, 从而建立完整的物流配送体系. 通过案例分析, 验证了模型的有效性. 与传统的二阶段配送模型进行了对比, 结果表明, 三阶段算法能缩短订单完成时间, 降低配送等待时间, 提高资源利用率.

[关键词] 配送区域划分, 路径优化, 时间窗, 吸引力传播聚类法

[中图分类号] TP301.6; F252 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)02-0070-07

City Logistics Distribution Region Division and Path Optimization with Time Windows

He Mengjun¹, Wu Huaigang¹, Ding Xiang²

(1. School of Computer Science and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. School of Government, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: How to send B2C and O2O packages to customers with short time and fewer resources in city logistics has become an urgent problem in logistics management. In this paper, we take the shortest delivery time as our goal, and build nonlinear mathematical programming model of the last mile with time windows. To solve this NP-hard problem, three-stage heuristic algorithm is designed. Firstly, an improved affinity propagation algorithm is used to realize the division of distribution, which fully takes the relationship between distribution points into consideration. Then, we merge orders with higher similarities in the same region. Finally, shortest paths are planned to establish a complete logistics distribution system. Through case analyses, the validity of the model is verified. The result shows that three-stage heuristic algorithm does better in reducing order completion time and waiting time, and in improving resource utilization than traditional two-stage delivery models.

Key words: distribution region division, path optimization, time windows, affinity propagation

随着电商的发展, 电商种类也趋向于多样化, 配送是电商的最后一个环节, 其服务质量将直接决定顾客的满意度^[1]. 对于同一个城市来说, 现存有两种包裹, 即 B2C 包裹和 O2O 包裹. 随着电子商务和物流的迅速发展, 越来越多的物流企业将服务扩充到 O2O 领域(如顺丰、菜鸟裹裹等等), 因而物流企业将会面临 B2C 包裹和 O2O 包裹共同配送的难题. B2C 电商包裹每天配送量是可计划的, 对于时间要求较低, 其配送是最典型的“最后一公里”配送问题; O2O 包裹是连接商户和顾客的双向信息交流, 客户的需求时间不定, 需求量不定, 对于配送时间限制较高; 两种订单的配送可以理解成带时间窗和不带时间窗的混合包裹配送问题, 该问题属于一个 NP-hard 问题, 很难像一般问题有最优的解决方案, 问题的计算量也随着规模的增大呈指数增长^[2]. 为解决此类路径优化问题, 学者们提出了各种类型的求解算法: (1) 元启发式算法, 如蚁群算法^[3]、禁忌搜索算法^[4]、模拟退火算法^[5]、遗传算法^[6]等; (2) 基于数学规划的启发式算法^[7], 通过数

收稿日期: 2017-12-10.

基金项目: 国家自然科学基金(71701090、71390521)、中国博士后基金(2017M621726)、江苏省社科基金(16JD009).

通讯联系人: 吴怀岗, 博士, 副教授, 研究方向: 管理信息系统、物流与供应链. E-mail: 05324@njnu.edu.cn

学模型的建立将问题进行划分,进而求解各个已被广泛研究的子问题,如两阶段启发式算法^[8]先对配送区域进行合理划分,再完成配送路径的选择.对于多网点的配送问题,科学合理的物流配送区域划分是实现最优配送的关键点,配送区域的合理划分可以缩短配送时间、节约企业资源、提高配送质量^[9].学者们同样对物流区域的划分问题进行了深入研究,Wang Y 等^[10]提出了一种以最小成本为目标,构建物流配送中心的两阶段物流体系,该体系是一种基于粒子群和遗传算法的两层次物流配送区域划分方法;朱培芬提出^[11]一种基于改进 K-means 算法的烟草配送区域划分,该方法通过比较边缘点到聚类点的距离与所有点的平均距离,继而确定最优的配送方案.李玉鹏等^[12]提出的基于两阶段的 LinkRank 社区算法先实现物流区域划分,再进行配送路径优化,该方法只能解决某一种配送包裹的配送.对于既有 B2C 包裹又有 O2O 包裹的配送问题,目前只有少量的文献涉及,该问题既需要考虑到 O2O 包裹的时间窗、又要考虑到 B2C 包裹与 O2O 包裹之间的关系,不仅仅需要合理的划分网点区域,更需要对订单进行合理的合并^[13],对同一区域的订单进行合并不仅可以降低问题求解的复杂度,也可以提高资源利用率.

为了解决上述复杂的网络配送问题,本文以最短配送时间为目标,研究混合电商包裹的配送问题;构建复杂的 VRPTW 模型,采用“聚类-合并-路径优化”三阶段算法求解模型:首先采用改进的吸引子传播聚类算法对配送区域进行划分,充分考虑到配送点之间的关联因素;然后基于相似度对同区域的混合订单进行合并;最后通过蚁群算法进行最短路径的规划.

1 问题及模型

1.1 问题描述

本文研究同城 B2C 包裹和 O2O 包裹联合配送问题.研究范围由若干个配送网点和多个顾客、多个商户组成,研究对象是一天顾客生成的 N 个同城订单,包含 B2C 订单和 O2O 订单.一个订单有且只由一个配送员配送;配送员离开时间等于配送员完成上一个订单的到达时间与该订单的服务时间之和;顾客的收货时间以配送员到达顾客节点并完成服务的时间为准.配送员从网点出发,服务完该路径上的所有顾客后再返回网点进行下一路径的配送,直至所有包裹配送完或到达下班时间.本文要解决的问题为寻找混合包裹联合配送的最短服务时间.模型假设如下:(1)将配送员及配送工具看成一个整体,起点为网点,终点为顾客节点(即消费者),配送既可以是 B2C 包裹也可以是 O2O 包裹;(2)每个网点的配送范围相互不重合,即一个顾客仅会被一个网点服务;(3)每个配送员任何时刻携带的包裹量不得超过最大载重量,配送工具的速度也不能超过标准速度;(4)每个配送点的电商包裹只能一次配送完,不能多次配送;(5)O2O 包裹将先由配送员到商户取走然后再送到顾客节点;(6)每笔 O2O 订单有商户和顾客严格的时间限制,配送员不得晚于指定时间,若迟到将受到惩罚,若配送员早于指定时间到达,则配送员需要等待;(7)网点、商户和顾客的地理位置是确定的.

1.2 数学模型

目标函数:

$$\min T = \min \left(\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m \left(\frac{p_j S_{ij} x_{ijk}}{v} + Td_j \right) + \beta \sum_{i=0}^n \sum_{k=1}^m z_{ik} \cdot \max \{ b_{ik} - LT_i, 0 \} \right). \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n S_{ijk} = 1, \quad \forall k \in m, j \in S; \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^m x_{ijk} - \sum_{i=1}^n x_{jik} = 1, \quad \forall k \in m, j \in S; \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n p_j y_{ik} \leq Q, \quad \forall k \in m, j \in S; \quad (4)$$

$$x_{ijk} \leq y_{ik}, \quad \forall k \in m, j \in S, i \in S; \quad (5)$$

$$b_{0k} = 0, \quad \forall k \in m; \quad (6)$$

$$b_{jk} = x_{ijk} (b_{ik} + s_{ij}/v), \quad \forall k \in m, j \in S, i \in S; \quad (7)$$

$$Td_j = f(p_j), \quad \forall j \in S; \quad (8)$$

$$(b_{jk}-b_{ik}) \geq 0, \quad \forall k \in m, j \in S, i \in S; \quad (9)$$

$$x_{ijk}, y_{ik}, z_{ik} \in \{0, 1\}, \quad \forall k \in m, j \in S, i \in S. \quad (10)$$

式中, $S = \{i | i = 0, 1, 2, \dots, n\}$, 表示网点、商户和顾客节点的集合; $M = \{k | k = 0, 1, 2, \dots, m\}$, 表示配送员的集合; S_{ij} 为 S 集合中的点 i 到点 j 的配送距离; V 为配送员的速度; p_j 为配送点 j 的需求量; T_{dj} 为在配送点 j 的等待时间; LT_i 为允许配送人员到达配送点 i 的最晚时间; T 为配送员服务的总时间; b_{ik} 为配送员 k 到达配送点 i 的实际时间; x_{ijk} 为配送员 k 是否从点 i 配送到点 j 的判断参数, 若是则 $x_{ijk} = 1$, 否则 $x_{ijk} = 0$; y_{ik} 为配送员 k 是否经过点 i 的判断参数, 若是则 $y_{ik} = 1$, 否则 $y_{ik} = 0$; z_{ik} 为配送员 k 配送到点 i 是否有时间要求, 若有则 $z_{ik} = 1$, 否则 $z_{ik} = 0$; Q 为配送人员配送订单数目的上限; β 为表示违反客户所规定的配送时间而产生的时间成本系数。

上述目标函数表述如下: 式(2)保证每一个需求点只有一个配送人员服务; 式(3)保证配送员进入和离开网点数相等; 式(4)保证每个配送人员的配送量不超过上限; 式(5)保证每个订单一定有配送员配送; 式(6)表明从网点出发时刻为 0; 式(7)表示配送员到达需求点的时间迭代关系; 式(8)表示配送到每一个顾客节点停留的时间, 停留时间和配送包裹量成一定的线性关系; 式(9)表示客户需求量大于 0; 式(10)表示配送员是否经过路径, 是否经过订单节点和订单对配送时间是否有要求。

2 联合配送优化三阶段算法

本文是一个既有软时间窗又有硬时间窗的 VRPTW 模型, 该模型属于 NP-hard 问题, 无法用确切的算法求出最优的解, 本文构建三阶段启发式算法对其进行求解, 如图 1 所示。

电子商务包裹通常是按区域进行配送, 每个网点都有自己负责的区域。随着电商的发展, 包裹的类型也随之繁杂, 网点除了处理 B2C 包裹之外, 还要处理 O2O 包裹。传统的 B2C 物流配送两阶段优化算法为: 第一阶段为配送区域的划分, 以成本最小化为目标模型; 第二阶段通过蚁群算法、遗传算法等算法根据各个顾客节点位置来确定最优的配送路径方案。当某一个配送方案能包涵所有的包裹时, 配送员将进行配送, 如果没有完成则继续在网点等待。为解决混合包裹的配送问题, 本文进一步改进和完善传统的“聚类—路径优化^[12]”思想, 算法简述如下:

步骤 1 网点区域划分。基于吸引子粒子聚类算法将各个网点的顾客区域、商户区域划分为 N 类, 传统的聚类算法等需要提前确定类别的数目;

步骤 2 订单合并。对电商订单 O2O 订单进行合并配送, 计算各个网点订单间的相似度, 合并相似订单, 对订单分批配送。合理的订单合并将减少配送距离和缩短配送人员的等待时间;

步骤 3 路径优化。订单的合并结束后, 各个网点区域的配送问题可以转为带有混合时间窗的 VRPTW 问题, 本文采用传统蚁群算法先处理 O2O 订单或含 O2O 的合并订单, 再处理 B2C 订单进行路径优化。

2.1 基于吸引子传播聚类算法的网点区域划分

2007 年 Frey 和 Dueck 在《Science》杂志提出了一种无监督聚类算法—吸引子传播聚类算法 (affinity propagation, AP)。AP 聚类算法与其他算法相比, 快速、高效、聚类效果稳定, 不需要提前预定聚类数目, 能够解决大规模的数据处理问题。2008 年 Brusco 和 Frey 进一步证明了 AP 算法用于大规模数据聚类时明显优于其他聚类算法^[14]。吸引子传播聚类算法的基本思想是将所有的样本作为聚类中心, 考虑样本之间的归属度和吸引度的信息传递。设样本 X_i 与样本 X_k 之间的相似度为 $s(i, k)$, 用来表示样本 X_k 适合做样本 X_i 类代表点的程度, 如下式所示:

$$s(i, k) = -|x_i, x_k|. \quad (11)$$

在聚类结束时, X_i 类代表点为 $X(k, k)$ 满足:

$$\arg \max_k (a(i, k) + r(i, k)). \quad (12)$$

AP 算法归属度 r 和吸引度 a 更新过程参考文献[14]。本文对于物流区域的划分主要考虑到网点、商

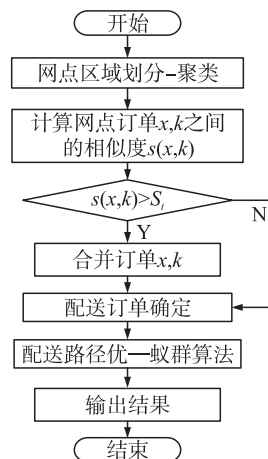


图 1 三阶段算法流程图

Fig. 1 Three-stage algorithm flow chart

户点、顾客点的经纬度;为了提高算法的求解能力以满足同城区域合理的划分和尽可能地涵盖所有节点,从而对算法做以下改变,通过熵权^[15]确定属性权重。

如图 2 所示,算法步骤如下:

Input 最大迭代次数 T , 相似度矩阵 $S, a(i, k) = 0, \lambda = 0.5$.

Output 配送区域聚类数目, 区域代表点。

Step 1 通过熵权公式计算各个指标的熵权。

Step 2 建立相似矩阵 S , 初始化 A 矩阵 $a(i, k) = 0$ 、 R 矩阵 $r(i, k) = 0$ 。

Step 3 根据更新规则, 更新 A 矩阵和 R 矩阵。

Step 4 按照式 (12) 获得相应的代表点, 对于点 k , 若 $a(k, k) + r(k, k) > 0$, 则认为点 k 是一个聚类中心。

Step 5 若算法达到最大迭代次数或类代表点均不再改变, 则算法结束; 否则, 返回 Step 3。

2.2 对同区域订单合并与配送

无论是对 B2C 订单还是对 O2O 订单, 服务都是由网点提供的。本文将 O2O 订单分为两个部分, 网点对商户的服务和网点对顾客的服务, 两个部分分别看成是两个带有硬时间窗的订单, 因而本文的配送订单分为 3 类: 第一类是软时间窗的 B2C 订单, 第二类是硬时间窗的网点服务商户的订单, 第三类是硬时间窗的网点服务顾客的订单。

同一网点区域的顾客关于网点的聚类以及商户关于网点的聚类会有许多的重叠部分, 本文通过考虑同一网点范围区域订单的相似度对 3 种不同类型的订单进行合并。相似度的计算方法有很多, 被广泛运用于决策、数据分析等各个方面。对于任意的两个订单的第 n 个决策变量的相似度计算, 本文采用参考文献[16]中的方法来确定。首先, 对各个变量进行归一化处理, 如式 (13) 所示。假定同一网点区域订单 i, j 的相对数据量分别为:

$$\begin{aligned} x_i^k(p) &= (\varphi_{i,1}^k(p), \varphi_{i,2}^k(p), \varphi_{i,3}^k(p), \dots), \\ x_j^k(p) &= (\varphi_{j,1}^k(p), \varphi_{j,2}^k(p), \varphi_{j,3}^k(p), \dots). \end{aligned}$$

结合熵权, 计算两个订单 i, j 之间 n 个属性的相似度:

$$S(x_i^k(p), x_j^k(p)) = 1 - \sum_{l=1}^n \omega_l |\varphi_{i,l}^k(p) - \varphi_{j,l}^k(p)|. \quad (13)$$

式中, $S(x_i^k(p), x_j^k(p)) \in [0, 1]$, S 的值越大, 说明订单之间的相似度越高。对于同类型的订单, 本文考虑顾客节点(经纬度)、商户点(经纬度)、相对时间比例; 对于不同类型订单的合并, 比较共同的属性, 对于不同的部分假设是相同。例如: $\omega = [0.25 \ 0.25 \ 0.5]$, $x_1 = [0.96 \ 0.85 \ 0.8]$, $x_2 = [0.80 \ 0.91 \ 1]$, 由式 (13) 可得 $S(x_1, x_2) = 0.845$, 则认为 x_1 和 x_2 的相似度较高。

3 案例分析

3.1 数据的描述

以上海市为例, 研究多区域的“最后一公里”物流联合配送问题, 以证明本文提出方法的有效性。上海市 M 物流企业有 124 个网点, 这些网点负责该企业在上海的全部包裹的配送, 每天约有 229 000 件包裹。每天 8 时前, 所有的 B2C 包裹都抵达网点, 配送员的配送速度为 15 km/h, 携带包裹的最大量为 140 件。配送员从上午 8 时开始从网点出发配送各种包裹送至顾客手中, 其中包括 B2C 包裹和 O2O 包裹, 对于 O2O 包裹配送员需要在指定时间之前到达商户领取包裹, 并在指定的时间之前到达指定的地点将包裹送到顾客手中。根据实际情况, 本文汇聚 9 214 个顾客点, 每个顾客点都有若干个包裹, 将从网点配送到顾客的配送过程抽象为配送人员将包裹送到最近的配送点。本文选取 500 家商户对 O2O 订单包裹进行时间上的分析与电商包裹进行比较。网点、商户、顾客节点的分布图如图 3 所示, 从图 3 可知顾客点众多且很散漫, 若不对顾客点进行划分, 将会给配送带来巨大的麻烦。

从图 3 可以看出 3 种类型的节点, 第一类是网点即 B2C 包裹发货点和配送员出发点, 第二类是商户即 O2O 包裹发货节点, 第三类是顾客即消费者收货的节点。图 3(a) 所示图中黑色的圆点表示网点, 圆点的大小表示各个网点当天出货量的大小, 圆点越大表示该天的出货量越大; 线条表示该网点与其负责的顾

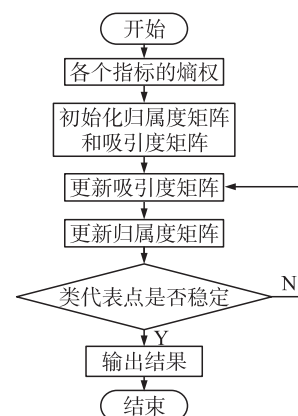


图 2 AP 算法流程图

Fig. 2 AP algorithm flow chart

客收货节点连线,线的长短表示相对的距离.从图 3(a)中可以看出网点与顾客是一一对应关系,不存在交叉,B2C 订单的分布较广泛,在市区中心一带货物的配送量较大.图 3(b)所示图中的黑色圆点表示商户,圆点的大小表示该天的订货量,圆点越大该天的订货量越多,线条表示 O2O 订单商户与配送顾客点的连线,线的长短表示相对的距离.从图 3(b)可以看出商户与顾客是一一对应关系,不存在交叉,O2O 订单的分布集中在市区小范围且订单大多集中在商户周围.将网点、商户、顾客 3 种节点放在同一图(图 3(c))中能明显看到 O2O 订单的范围较小,明显集中在市区一带,且 O2O 订单与电商订单之间存在共线和交叉部分,因而对于 O2O 订单和电商订单两种包裹的合并配送具有很好的意义.



图 3 同城配送各种节点-数量示意图
Fig. 3 The schematic map of distribution's nodes-quantity

3.2 实验结果分析

O2O 订单的时间比较琐碎,包裹配送的相对时间密度较为分散,通过数据分析可以发现同一个网点服务同一个顾客既有电商包裹又有 O2O 包裹,通过聚类分析可得很好的效果.本文选取 5 个网点,总共包括 554 个顾客节点、50 个商户.考虑到各种类型节点之间的距离和各个节点的包裹数量,以及时间序列的相对时间间隔(即既定时间与顾客从下单到获取订单的时间之比),本文既定时间选为 30 min.首先对距离、数量、时间间隔这 3 个指标进行归一化处理,消除指标单位的影响,通过指标数值计算不同指标的熵权为 $[0.421\ 3, 0.224\ 7, 0.353\ 8]$,再使用吸引力传播算法对网点与顾客节点、商户与顾客节点进行聚类分析,聚类图如图 4 所示,图中的五角星代表网点、黑色小点代表顾客节点、圆圈代表商户.聚类图的效果较好,距离很近的商户和顾客点基本在同一个配送网点周围,网点与网点之间的间隔划分效果较好;同样可以发现每个网点的货物量不一样,有的网点当天很忙,有的会很轻松;当然也有部分顾客点和商户与网点较为疏远.

将顾客节点与网点聚类以及顾客点与商户进行聚类后,为了使得订单合并的量多而合理,本文将相似度 S 阈值控制在 0.81,即当两个订单的相似度大于 0.81 时将订单进行一次合并,当两个订单相似度小于

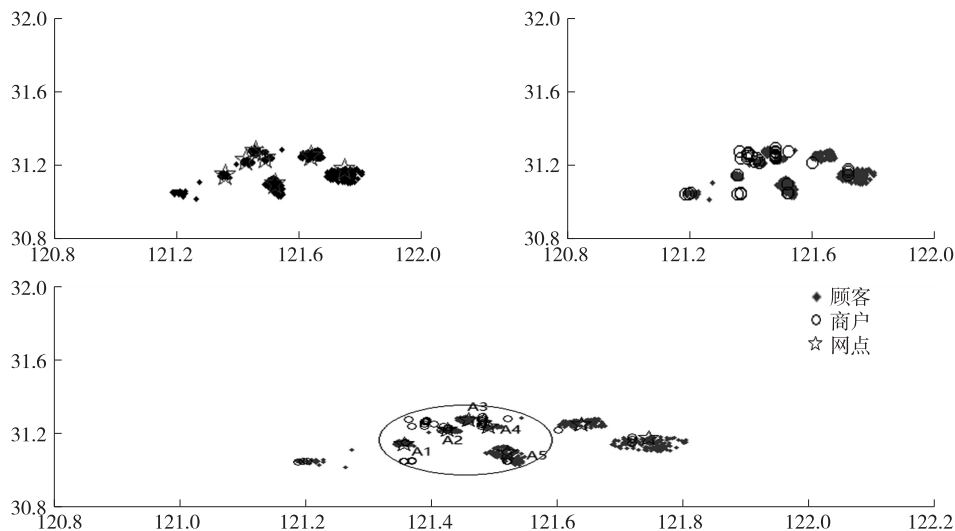


图 4 配送区域聚类图
Fig. 4 The figure of distribution's area clustering

0.81 时不予合并. 对 351 个电商订单及 151 个 O2O 订单进行合并,通过蚁群算法求解 5 个网点的配送路径,计算结果显示这 552 个包裹需要 28 名配送员进行配送,配送网点配送路径如图 5 所示.

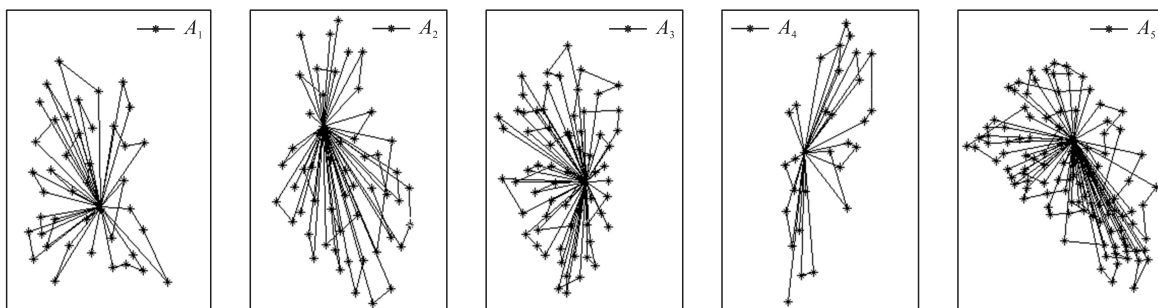


图 5 网点配送路径图

Fig. 5 The figure of node distribution path

通过三阶段算法对 5 个网点的混合包裹进行优化配送,与传统算法在路径行驶时间、等待时长、总体效率上进行比较,如表 1 所示.

表 1 算法比较

Table 1 Comparison of algorithms

配送网点	三阶段算法			传统算法		
	路径行驶时间/min	等待时长/min	服务总时长/min	路径行驶时间/min	等待时长/min	服务总时长/min
A1	1 294	49	1 343	1 433	61	1 494
A2	1 685	100	1 785	1 921	98	2 019
A3	2 071	122	2 193	2 272	130	2 402
A4	841	61	902	842	78	920
A5	3 358	152	3 510	4 262	132	4 394
合计	9 249	484	9 733	10 730	499	11 229
订单平均时间 17.63 min			订单平均时间 20.34 min			

由表 1 计算可得,改进的三阶段算法的解 T 要优于传统算法的解,解的优化程度为 13.32%,可见合理地规划配送区域、优化配送系统,能够改进配送结果. 同时,在路径行驶时间上也有所改善,相比原来减少了 13.8%,说明配送区域的合理划分有利于提高配送效率,缩短配送时间. 配送员的等待时间在一定程度上说明了配送资源的利用能力,改进三阶段算法的平均等待时间的改进程度为 15.37%,其幅度要高于平均订单服务时间及路径行驶时间,说明三阶段算法能明显改善资源的利用率.

4 结语

为解决同城 B2C 包裹和 O2O 包裹配送效率较低、相对配送成本高的问题,本文尝试研究将同城两种包裹进行联合配送,从而形成带时间窗的同城物流配送(VRPTW)问题,以最短配送时间为目标,构建多网点区域划分和网点混合包裹联合配送的三阶段模型. 为求解模型,首先以同城所有的配送订单信息为主体,使用改进的吸引子传播聚类算法对网点配送区域进行优化,再进一步对各个网点范围的不同订单进行合并,最后使用传统的蚁群算法对各个网点进行路径规划. 构建的三阶段模型和算法有利于提高效率和节约资源,能够有效解决同城包裹的混合配送问题. 但本文提出的算法仍存在不足之处,例如如何对不同网点区域订单进行合并,需进一步深入研究数据模型的改进,使其更加接近区域现状,提供更具实用价值的数据分析模型.

[参考文献](References)

- [1] 郑棣. 电商物流“最后一公里”配送模式成本研究[J]. 物流科技, 2015(9): 139-141.
ZHENG D. The study of e-logistics last mile delivery optimal cost[J]. Logistics Sci-Tech, 2015(9): 139-141. (in Chinese)
- [2] 崔珊珊, 陈宏, 徐加胜. 电商促销井喷需求下的应急商品配送研究[J]. 中国管理科学, 2013(增刊 1): 141-147.

- CUI S S, CHEN H, XU J S. The research on disruption commodity distribution based on explosive demand of e-commerce promotion[J]. Chinese journal of management science, 2013(Suppl. 1): 141-147. (in Chinese)
- [3] TING C J, CHEN C H. Combination of multiple ant colony system and simulated annealing for the multidepot vehicle-routing problem with time windows[J]. Transportation research record journal of the transportation research board, 2008(2089): 85-92.
- [4] ATHANASOPOULOS T, MINIS I. Efficient techniques for the multi-period vehicle routing problem with time windows within a branch and price framework[J]. Annals of operations research, 2013, 206(1): 1-22.
- [5] MATUSIAK M, KOSTER R D, KROON L, et al. A fast simulated annealing method for batching precedence-constrained customer orders in a warehouse[J]. European journal of operational research, 2014, 236(3): 968-977.
- [6] 葛显龙, 许茂增, 王伟鑫. 多车型车辆路径问题的量子遗传算法研究[J]. 中国管理科学, 2013(1): 125-133.
- GE X L, XU M Z, WANG W X. Study on multi-types vehicle routing problem and its quantum genetic algorithm[J]. Chinese journal of management science, 2013(1): 125-133. (in Chinese)
- [7] TA D, GENDREAU M, DELLAERT N, et al. Vehicle routing with soft time windows and stochastic travel times: a column generation and branch-and-price solution approach[J]. European journal of operational research, 2014, 236(3): 789-799.
- [8] 于滨, 靳鹏欢, 杨忠振. 两阶段启发式算法求解带时间窗的多中心车辆路径问题[J]. 系统工程理论与实践, 2012(8): 1793-1800.
- YU B, JIN P H, YANG Z Z. Two-stage heuristic algorithm for multi-depot vehicle routing problem with time windows[J]. Systems engineering-theory and practice, 2012(8): 1793-1800. (in Chinese)
- [9] 刘洪娟, 甘明, 姜玉宏, 等. 基于遗传算法的配送中心选址及配送区域划分问题研究[J]. 物流技术, 2010(8): 43-46.
- LIU H J, GAN M, JIANG Y H, et al. Research on distribution center allocation and distribution region division based on genetic algorithm[J]. Logistics technology, 2010(8): 43-46. (in Chinese)
- [10] WANG Y, MA X, XU M, et al. Two-echelon logistics distribution region partitioning problem based on a hybrid particle swarm optimization-genetic algorithm[J]. Expert systems with applications, 2015, 42(12): 5019-5031.
- [11] 朱培芬, 汉吉庆, 杨华龙, 等. 基于改进 K-means 算法的烟草配送区域划分[J]. 物流工程与管理, 2009(6): 84-85.
- ZHU P F, HAN J Q, YANG H L, et al. Tobacco distribution area classification based on improved K-means algorithm[J]. Logistics engineering and management, 2009(6): 84-85. (in Chinese)
- [12] 李玉鹏, 魏俊美, 王召同, 等. 冷链物流“最后一公里”快速配送方法研究[J]. 工业技术经济, 2017(1): 51-60.
- LI Y P, WEI J M, WANG Z T, et al. Research on rapid delivery of "last mile" of cold-chain logistics[J]. Journal of industrial technological and economics, 2017(1): 51-60. (in Chinese)
- [13] 王旭坪, 张珺, 马骏. 考虑完成期限的电子商务在线订单分批模型及算法[J]. 管理科学, 2014(6): 103-113.
- WANG X P, ZHANG J, MA J. E-Commerce on-line order batching model and algorithm considering due time[J]. Journal of management science, 2014(6): 103-113. (in Chinese)
- [14] BRUSCO M J, KÖHN H F. Comment on "clustering by passing messages between data points"[J]. Science, 2008, 319(5864): 726.
- [15] 左静, 帅斌, 何凯妮, 等. 基于改进熵权聚类 SVD 的铁路应急救援辅助决策方法[J]. 铁道学报, 2017, 39(8): 18-26.
- ZUO J, SHUAI B, HE K N, et al. Assistant decision-making method for railway emergency rescue based on modified entropy weight clustering SVD model[J]. Journal of the China railway society, 2017, 39(8): 18-26. (in Chinese)
- [16] RUAN J, WANG X, SHI Y. Developing fast predictors for large-scale time series using fuzzy granular support vector machines[J]. Applied soft computing, 2013, 13(9): 3981-4000.

[责任编辑: 严海琳]