

共同配送模式下订单车辆匹配决策优化研究

李建斌^{1,2}, 杨帆¹, 管梦城^{2*}, 陈政枪³

(1. 武汉大学 经济与管理学院, 湖北 武汉 430072; 2. 华中科技大学 管理学院, 湖北 武汉 430074;
3. 卓集送信息科技(武汉)有限公司, 湖北 武汉 430312)

摘要: 共同配送是物流企业开展零担运输时广泛使用的一种运输模式。多家物流企业组成联盟体, 共享货运订单与车辆, 联合实施货物配送活动。合理的“订单-车辆”匹配策略是降低配送成本和保障联盟体稳定的关键性条件。基于此, 本文在考虑车辆载重、容积和装载订单数的约束下, 以配送成本最小和车辆平均离散度最低为主要决策优化目标, 建立了共同配送模式下订单车辆匹配的多目标决策优化模型, 并根据决策模型的特点提出了一种改进 K-means 聚类算法对其进行求解。此外, 本文还基于中国知名 Z 企业的相关数据进行了分析, 得到决策优化模型和改进 K-means 算法的应用使得联盟体的配送成本降低 13.97%, 司机平均收入提升 29.15%, 车辆平均离散度降低了 7.48%, 每辆车的送货点分布更为集中。本文还进一步将改进 K-means 算法与匹配贪婪算法进行对比, 结果显示改进 K-means 算法求解的配送成本和车辆平均离散度都更低, 从而优于后者。

关键词: 共同配送模式; “订单-车辆”匹配; 多目标决策优化模型; 改进 K-means 算法

中图分类号: C934 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-6062(2021)06-0259-008

DOI: 10.13587/j.cnki.jieem.2021.06.023

0 引言

电子商务的广泛应用与顾客的个性化消费需求使得货物配送环节呈现小批量、多频次、及时性等特点, 从而导致物流企业的配送成本居高不下, 同时还引发城市交通拥堵和环境污染等社会问题。在这种情况下, 共同配送模式应运而生。共同配送是指多家物流企业组建联盟体, 联盟体内成员共享车辆、配送中心、货运订单等物流资源, 并共同完成货物配送活动的一种先进物流理念。共同配送可以通过整体优化来提高车辆装载率, 减少车辆使用数量, 从而降低配送成本和减少尾气排放, 实现配送环节的“增值效益”。其主要模式如图 1 所示。

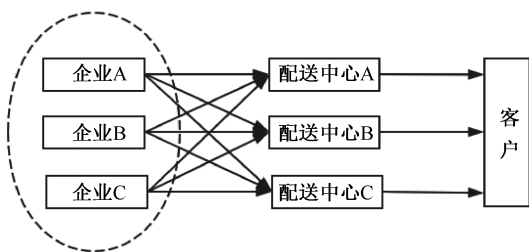


图 1 共同配送模式

Figure 1 Joint distribution mode

学者们对共同配送问题进行了广泛深入的研究, Lai M H^[1] 等研究了小型货运代理商形成联盟, 在货运季节分享运力的问题, 并提出了一种改进拍卖机制来解决运力配置问题。Agarwal R^[2] 等研究了在轮班运输中承运人组成联盟, 联合运输货物的问题, 解决了大规模网络设计及运输网络有效运力分配问题。Chen^[3] 研究了零担货运中物流企业共同配

送问题, 并提出了一种组合时钟代理交换的方法来解决货运订单的分配问题。Zhang M^[4] 等研究了物流企业在电子商务物流网络中的共同配送问题, 引入了协作运输计划模型来实现总体利润最大化。Salvador H^[5] 等将中小型零担运输行业的共同配送问题作为二元多商品最小成本流问题进行研究, 并以成本最小化为目标建立了动态规划模型。饶卫振^[6] 等研究了共同配送成本节约估算问题。还有很多的学者研究了共同配送的成本或利润分配问题^[7-10]。

物流企业加入联盟的根本原因在于想要通过与其他企业合作来降低自身的配送成本, 从而获得更大的收益。所以对于联盟体而言, 通过运输决策优化来降低配送成本是至关重要的, 这也是保证联盟体稳定存在的关键条件。其中, 订单与车辆的匹配问题直接关系到车辆的装载率和行驶距离, 会对配送成本产生较大影响; 并且随着订单数量的大幅度增多, 企业对工作效率和成本控制的要求更为严格, 使得传统的人工经验决策不再适应社会的需求^[11], 而更加科学和智能的订单车辆匹配策略成为联盟体乃至整个物流行业迫切需要的。

订单车辆匹配问题属于典型的车辆配载问题, 近年来, 针对于车辆配载问题 (Vehicle Loading Problem, VLP) 的研究, 主要分为两个方面。一方面是满足车辆二维或三维装载限制下的装箱设计, 最大限度的利用车辆空间, 减少车辆使用数量, 从而降低配送成本。Roberti R^[12] 等研究了车箱装载规则问题, 并通过解决一个混合整数规划模型得到了最优配载方案。Côté J F^[13] 等提出了一种求解具有装卸约束的二维正交车辆配载问题的精确算法, 并通过一种分解方法求解出了优化结果。Zachariadis E E^[14] 等提出了一种结合禁忌搜索

收稿日期: 2019-08-29

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (71831007); 国家自然科学基金资助项目 (71571079)

通讯作者: 管梦城 (1994—), 男, 河南信阳人; 华中科技大学管理学院博士研究生; 研究方向: 物流与供应链管理、即时物流配送等。

和引导局部原理的元启发式算法,用于求解基于车辆二维载荷约束的最低成本的配载问题。颜瑞^[15]等采用了引导式局部搜索算法求解三维车辆装载问题,且实验表明,该算法能够在较短时间内得到质量较高的近似最优解。Liu W Y^[16]等研究了国内运输服务下的三维集装箱的装载问题,目标是集装箱空间的利用率最大化。另一方面是在满足装载约束(重量、体积、里程等)条件的基础上,综合考虑货物配送地点,货物先下后装的装载顺序等因素,决策车辆与订单如何有效匹配,从而达到运输时间最短、运输费用最低和客户满意度最高等目标。Agbegha G Y^[17], Dell'Amico M^[18]等研究了在不违反运输车空间限制的条件下,实现汽车从生产地送往经销店运输费用最小的车辆配载问题。靳志宏^[19]等研究了基于装载约束的配送优化问题,以配送成本最小化建立了混合整数规划模型,并开发了由配载启发式算法和基于节约值的蚁群算法结合的交互式混合算法。张源凯^[20]等以成本最小为目标,建立了多车型多车舱的车辆指派和路径优化模型,并提出了基于 C-W 节约算法的“需求拆分—合并装载”的车辆装载策略。

通过查阅相关文献发现,现有关于共同配送问题的研究更加侧重于联盟体中成员间的运力配置问题和成本/利润分配问题,而对共同配送模式下,通过运输决策优化实现降低配送成本的研究较少。基于此,本文重点研究了共同配送模式下的订单车辆匹配决策问题,将多家物流企业的货运订单进行整合,然后合理分配给相应企业;综合考虑车辆的装载约束和配送费用,进行科学合理的车辆订单匹配决策,从而达到充分利用车辆运载能力,降低货物配送成本的目的。与传统车辆配载问题相比,本文的研究主要有两点不同:第一,需要同时考虑多家物流企业的货运订单和车辆,因为不同企业的不同车辆匹配同一订单会产生不同的成本,因此要以联盟体总成本最小化为目标进行订单与车辆的匹配;第二,综合考虑了车辆装载率和货物配送地点,传统车辆配载问题更重视车辆装载率,而忽略了同一辆车上货物送货点的分布情况,从而给后续的实际配送环节带来麻烦。

本文的贡献主要体现在以下两点:第一,针对共同配送模式下的订单车辆匹配问题,本文从配送总成本和车辆送货点聚集程度两个角度出发,构建了一个多目标决策优化模型;第二,基于模型的目标函数和 K-means 聚类算法原理极为契合,本文选择了 K-means 聚类算法求解该问题,并从初始 K 值的确定、初始聚类中心的选取以及加入外部约束条件三个方面对其进行改进,然后将改进 K-means 聚类算法与匹配贪婪算法进行对比。进一步使用了 Z 企业的相关数据进行分析,结果表明决策优化模型与改进 K-means 算法的应用有效改善了联盟体订单车辆匹配不合理的现状,使得联盟体总成本降低 13.97%,司机的平均收入提升 29.15%,车辆平均离散度降低 7.48%,实现了物流企业与司机的“双赢”;此外,由于改进 K-means 聚类算法求解的配送成本和车辆平均离散度都更低,所以改进 K-means 聚类算法优于匹配贪婪算法。

1 匹配决策优化模型

1.1 问题描述

在实际配送过程中,物流企业经常会碰到某些订单配送

距离较远,且货量不足整车的情况。企业如果选择配送,就可能导致收益不佳甚至亏本,但如果选择不配送,就可能会失去顾客和潜在利润。而多家物流企业组织共同配送可以有效解决这个问题,企业之间通过订单互补提高车辆装载率,通过车辆共享解决运力不足。但是当联盟体面对庞大订单数量时,要如何在考虑货物的体积与重量、车辆的容积、载重及费用等因素的基础上,进行订单与车辆的匹配决策,高效低成本地将货物配送出去,成为了联盟体制胜的关键,这正是本文要解决的问题。

匹配思想起源于指派问题,通过多目标多指标决策、数学建模与优化等方法对以满意度、稳定性为目标的方法及决策支持系统进行研究^[21]。本文构建了配送成本最小和车辆平均离散度最低的多目标整数规划模型,其中,离散度用于衡量单车送货点的聚集程度,其具体计算步骤是首先通过计算车辆送货点的经纬度平均值来找到该车的送货中心点,然后再计算各送货点与送货中心点的欧几里德距离,最后将多个距离取平均值则为该车的离散度,而平均离散度则为所有车辆离散度的加权平均值。本文以车辆平均离散度最低为目标的原因在于:传统的车辆配载问题更加注重车辆装载率,而忽略了每辆车送货点的分布情况,但是从业务层面来说,物流企业和司机都希望单辆车的送货点可以更为聚集,从而减少行驶距离,节约配送时间,提升货物配送的及时性;从技术层面来说,求解车辆平均离散度只需要通过地图调取各送货点的经纬度即可,而无需获取所有送货点两两之间的实际距离,这对拥有庞大订单量的联盟体来说也比较容易操作,能够快速得到优化后匹配结果,进而实施后续配送活动,所以本文用平均离散度来刻画车辆送货点的聚集程度,并对其进行优化。同时以配送成本最小为目标的原因在于对于联盟体来说,降低整体配送成本是其稳定存在的关键性条件,也是各个物流企业参与联盟想要达到的目的,所以匹配决策时需要综合考虑不同物流企业的不同型号车辆的装载约束与费用,充分利用运力,降低成本。

结合以上描述,本文做出以下基本假设:

(1) 物流企业将自身所有的订单信息都提交给联盟体管理平台,由平台统一决策订单匹配问题;

(2) 物流企业拥有的车辆是有限的,且存在着不同的车型,不同的车型对应着不同的整车成本、额定载重量、额定容积和额定订单数;

(3) 一个订单只对应一个送货地址;

(4) 每一个订单只能被一辆车服务一次,且必须被服务一次;

(5) 车辆到达送货地址则表示订单配送完成,不考虑补送情况;

(6) 订单对应货物的体积、重量和运费都已知。

1.2 模型构建

该问题数学模型中的决策变量和参数定义如表 1。

基于上述问题描述、模型假设条件与模型参数说明,针对共同配送模式下订单车辆匹配决策问题可以构建以下多目标整数规划模型:

$$\min Z = (f_1(y_{dk}), f_2(x_{dki})) \quad (1)$$

$$f_1(y_{dk}) = \sum_{d=1}^M \sum_{k=1}^{L_d} \sigma c_{dk} y_{dk} \quad (2)$$

表 1 参数符号及含义
Table 1 Notations and definitions

参数	含义
D	物流企业集合, $D = \{1, \dots, M\}$, M 表示物流联盟中的企业数
d	第 d 家物流企业, $d \in D$
I	订单集合, $I = \{1, \dots, N\}$, N 表示物流联盟中的总订单数
i	第 i 个订单, $i \in I$
K_d	第 d 家物流企业的车辆集合, $K_d = \{1, \dots, L_d\}$, L_d 表示物流企业 d 的车辆数
k	第 k 辆车, $k \in K_d$
Q_{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的额定载重量
V_{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的额定容量
H_{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的额定订单数量
c_{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的整车费用
σ	基于配送区域的整车费用调节系数
q_i	第 i 个订单的货物重量
v_i	第 i 个订单的货物体积
lat_i	第 i 个订单的货送地址的纬度
lng_i	第 i 个订单的货送地址的经度
lat_0^{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的送货中心点的纬度
lng_0^{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车的送货中心点的经度
n_{dk}	物流企业 d 的第 k 辆车配送的订单数量
α	车辆重量实载率系数, $0 < \alpha < 1$
β	车辆容量实载率系数, $0 < \beta < 1$
决策变量	含义
x_{dki}	为 0,1 变量, 等于 1 表示第 i 个订单由物流企业 d 的第 k 辆车配送, 否则为 0
y_{dk}	为 0,1 变量, 等于 1 表示物流企业 d 的第 k 辆车参与配送, 否则为 0

$$f_2(x_{dki}) = \sum_{d=1}^M \sum_{k=1}^{L_d} \sum_{i=1}^N x_{dki} \sqrt{(lng_i - lng_0^{dk})^2 + (lat_i - lat_0^{dk})^2} / N \quad (3)$$

s.t.

$$\sum_{d=1}^M \sum_{k=1}^{L_d} x_{dki} = 1 \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^{L_d} y_{dk} \leq L_d \quad d = 1, \dots, M \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N q_i x_{dki} \leq \alpha Q_{dk} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N v_i x_{dki} \leq \beta V_{dk} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^N x_{dki} \leq H_{dk} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (8)$$

$$n_{dk} = \sum_{i=1}^N x_{dki} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (9)$$

$$lat_0^{dk} = \frac{1}{n_{dk}} \sum_{i=1}^N x_{dki} lat_i \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (10)$$

$$lng_0^{dk} = \frac{1}{n_{dk}} \sum_{i=1}^N x_{dki} lng_i \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (11)$$

$$x_{dki} \in \{0, 1\} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d; i = 1, \dots, N \quad (12)$$

$$y_{dk} \in \{0, 1\} \quad d = 1, \dots, M; k = 1, \dots, L_d \quad (13)$$

目标函数(1)表示最小化配送成本和车辆平均离散度; 公式(2)表示联盟体的配送总成本; 公式(3)表示车辆平均离散度; 约束条件(4)表示每个订单只能由一辆车配送一次; 约束条件(5)表示物流企业用于配送的车辆数不能超过其拥有的车辆数; 约束条件(6)表示车辆装载货物重量不能超过其额定载重量; 约束条件(7)表示车辆装载货物体积不能超过其额定容量; 约束条件(8)表示车辆配送的订单数不能超过其额定订单数; 公式(9)至式(11)分别表示某企业的某车辆的分配订单数、车辆送货中心点纬度和

经度的计算公式; 约束条件(12)表示若某订单由某一对应车辆配送则 1, 否则为 0; 约束条件(13)表示某车辆参与配送则为 1, 否则为 0。

2 订单车辆匹配算法设计

由于订单与车辆匹配问题属于复杂的 NP 问题, 无法直接求取精确最优解, 只能通过算法得到近似最优解, 所以本文针对该决策模型进行了算法设计。本文决策模型的目标函数是配送成本最小和车辆平均离散度最低, 其中车辆平均离散度的概念与 K-means 聚类算法的相似性评价指标都是基于点与点之间的欧几里得距离, 并且最小化车辆平均离散度的目的在于让每辆车的送货点更为集中, 而 K-means 聚类算法的作用就是让相似的点, 即距离近的点归为一类, 所以通过 K-means 算法聚类而成的各类别的点便可作为分配给各辆车的送货点, 因此采用 K-means 聚类算法求解该问题较为合适。由于决策模型还需要考虑配送成本最小化的目标和车辆载重、体积及订单票数的约束, 因此文本更改了算法的迭代结束条件, 并加入了聚类时的外部约束条件。此外, 本文还对传统 K-means 聚类算法进行了一定的改进, 并将其与匹配贪婪算法进行对比分析。

2.1 改进 K-means 聚类算法

本文对传统 K-means 聚类算法的改进主要有三点: 第一是关于初始 K 值的确定, 本文是根据每个配送周期的送货量、可使用车辆数及车辆相应的装载条件计算得出^[22], 相较于传统 K-means 聚类算法的随意指定, 聚类结果会更好。第二是关于初始聚类中心的选取, K-means 算法的收敛速度受初始聚类中心的影响较大, 选择合适的初始聚类中心能够使算法快速收敛^[23], 故本文采用了基于密度的初始聚类中心选择方法, 其基本思想是针对每一个送货点, 计算以该送货

点为圆心,以 α 为半径的圆中包含其他送货点的个数,并以此作为该送货点的密度,然后根据密度排序,选取密度最大的前 K 个送货点作为初始聚类中心。第三是在聚类的过程中,加入外部约束条件进行调整,得出满足车辆载重、容积和装载订单数三个约束条件的最优结果。

改进 K-means 聚类算法流程为:

步骤 1 按照车辆载重量 Q 从大到小的顺序依次为车辆匹配订单,匹配订单时要满足车辆对应的最大载重量、最大容积和最大装载票数的限制,将所有订单匹配完的车辆数作为初始的 K 值。

步骤 2 以每一个送货点为圆心,然后以 α 为半径画圆(本文取 $\alpha=5000$),将落入此圆中的送货点个数作为该送货点的密度,并对各送货点的密度进行排序,选取密度最大的前 K 个送货点作为初始聚类中心。

步骤 3 设置迭代次数 iteration。

步骤 4 计算每个送货点与 K 个聚类中心的距离。 (X_k, Y_k) 表示第 k 个聚类中心的坐标, (x_i, y_i) 表示第 i 个送货点的坐标,坐标值用其经纬度表示,第 i 送货点和第 k 个聚类中心的距离为 $\sqrt{(x_i - X_k)^2 + (y_i - Y_k)^2}$,将其存储于数据表中。

步骤 5 比较送货点与 K 个聚类中心的距离,将送货点暂时归于与其距离最近的聚类中心所代表的类别中,然后判断该类别是否满足最大载重量、最大容积和最大装载票数的限制,若满足,则送货点归于该类别,若不满足,则判断该送货点能否归于次近聚类中心所代表的类别中,直至该送货点被归类。

步骤 6 所有送货点归类完成后,判断当前迭代次数是否达到 iteration,若达到,结束算法;若没有达到,转入步骤 7。

步骤 7 判断是否连续迭代 β 次(本文取 $\beta=100$)目标函数值变化小于阈值,若是,结束算法;若不是,转入步骤 8。

步骤 8 计算每个类别中送货点经度和纬度的平均值,以经纬度平均值为横纵坐标的点为该类别的中心点,然后以每个类别的中心点作为新的聚类中心,重新进行各送货点的归类,转入步骤 4。

2.2 匹配贪婪算法

步骤 1 将所有订单按照其送货点的经纬度分布于平面。

步骤 2 在订单分布密集的区域随机选择一个订单作为初始订单,按照车辆载重量 Q 的大小决定车辆配载的顺序,将初始订单匹配给载重量 Q 最大的那一辆车。

步骤 3 以初始订单为中心,按距离 s (本文取 $s=500$)搜索周围所有未匹配的订单,若没有,则将距离改为 $2s$ 再进行搜索,直至搜索到未匹配订单,然后将订单按货物重量从大至小排序,依次匹配给车辆。

步骤 4 若车辆达到额定载重量、额定容积或额定订单数这三个约束条件的任何一个,则该车辆完成订单配载,并接着为下一辆车匹配订单。

步骤 5 当搜索到的订单匹配完后,除去已匹配的订单,重新在订单密集区域选择初始订单,转到步骤 2 继续执行,直至所有订单都被配载。

步骤 6 更换搜索方向(例:原本从经度方向搜索,换为纬度方向),重复以上步骤。

步骤 7 选择配送成本和车辆送货点平均离散度都最小的方案。

3 数据分析验证

3.1 背景介绍

由于本文研究的共同配送模式下订单与车辆匹配问题由实际业务演变而来,目前还没有比较权威的文献或基准数据来检验模型及算法的有效性。因此本文从中国企业 500 强的 Z 企业获取了实际业务数据进行分析,同时为了保证公司数据的机密性,对数据进行了预处理。

Z 企业旗下的新型物流服务平台,涉及业务有长途货运、同城配送、UTMS(联合运输)和冷链专车等,覆盖上海、广州、武汉等 18 个中心城市。其中,UTMS 业务是指 Z 企业牵头组织多家物流企业形成联盟体,企业间共享车辆和货运订单,共同实施货物配送活动。之前,Z 企业一直是由调度工作人员凭借自身经验来完成订单和车辆匹配工作,即粗略的将送货地址紧挨的订单归为一类,然后预估货物重量与体积,并选择合适车辆来配送这些货物。但是随着订单规模的扩大,发货及时性要求的提高,对降低配送成本,提高工作效率需求的增强使得 Z 企业开始思考该如何优化订单车辆匹配决策过程。

本文选取了联盟体中 3 个物流企业连续 31 天的相关历史数据作为分析样本,来研究订单与车辆匹配决策问题。联盟体的订单数据特征描述如表 2 所示;联盟体主要有 3 种不同车型的运货车辆,分别为大型面包车、中型面包车和小面包车型,车辆的详细信息如表 3 所示;不同配送区域不同车型的车辆起步费用如表 4 所示(以企业 A 在武汉的价格为例)。

表 2 货运订单的数据描述

Table 2 The data description of freight orders

	订单数 (票/天)	重量 (kg/天)	体积 (m ³ /天)	运费 (元/天)
平均值	1015	15952.56	83.74	16998
标准差	149	2672.25	18.39	2629
中位数	1005	15664.20	82.17	16734
极大值	1386	22530.45	125.10	23622
极小值	753	11996.70	57.42	12564

表 3 车辆装载约束条件

Table 3 Vehicle loading constraints

	最大容积 V(m ³)	最大载重 Q(t)	最大订单数 H(票)
大型车	7	2	50
中型车	4	1.5	40
小型车	2	1	30

3.2 结果分析

基于现有业务数据,利用前述的匹配决策优化模型与两种算法,分别求解订单和车辆的匹配决策结果,并与公司的经验决策结果进行对比分析。

图 2 描述了三种方法的配送成本,可以看出基于决策模型和优化算法的成本明显低于经验决策的成本,匹配贪婪算法使得配送成本平均下降 12.36%,改进 K-means 算法使得

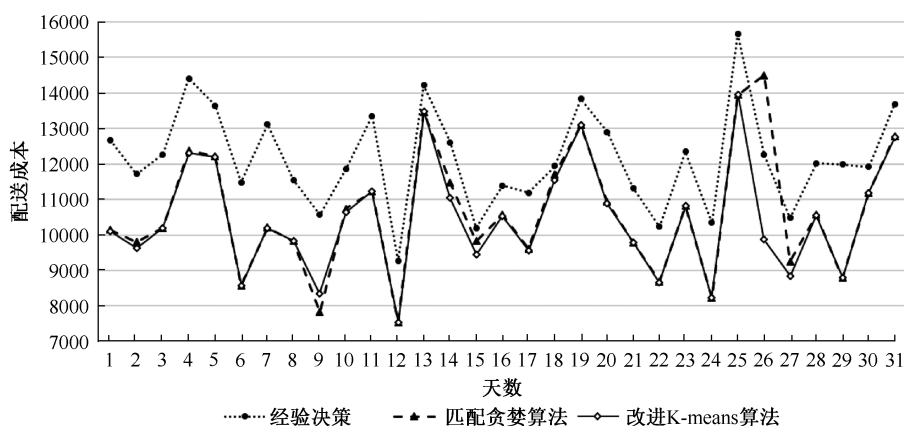
表 4 车辆起步费用
Table 4 The start-up cost of vehicles

车辆起送价	小型面包车	中型面包车	大型面包车
黄陂区	170	200	210
新洲区	190	225	237
东西湖区	180	213	224
江岸区	170	200	210
江汉区	180	213	224
硚口区	180	213	224
青山区	180	213	224
汉阳区	190	225	237
武昌区	190	225	237
洪山区	190	225	237
蔡甸区	240	289	305
汉南区	240	289	305
江夏区	240	289	305

单位: 元

Unit: CNY

配送成本平均下降 13.97%。图 3 描述了三种方法的车辆平均离散度,可以看出改进 K-means 算法的平均离散度低于匹配贪婪算法与经验决策,其车辆平均离散度分别为 4.45, 4.92, 4.81, 改进 K-means 算法使得车辆送货点分布更为集中。图 4 综合对比了三种方法决策结果的优劣性,改进 K-means 算法的结果位于图的左下方,配送成本最小,且车辆平均离散度最低,所以该方法的决策结果最优;虽然匹配贪婪算法的车辆平均离散度比经验决策的增大了 2.29%,送货点的聚集程度变差,但其配送成本却平均降低了 12.36%。表 5 描述了三种方法的司机平均收入,可以看出基于决策模型和优化算法的司机收入明显高于经验决策的司机收入,这是因为分配给每个司机的订单增多了,匹配贪婪算法使得司机收入平均提升了 28.89%,改进 K-means 算法使得司机收入平均提升了 29.15%。



注: 在某些天数中,匹配贪婪算法和改进 K-means 算法的配送成本相差过小,故图中曲线存在部分重叠。

图 2 联盟体的配送总成本

Figure 2 The total distribution cost of the alliance

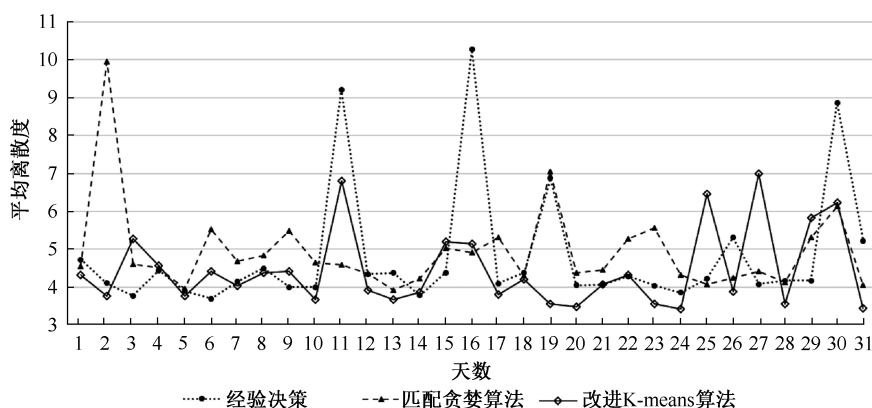


图 3 车辆平均离散度

Figure 3 The average dispersion of vehicles

4 结论

订单车辆匹配问题是物流配送系统的核心决策问题之一,合理的订单与车辆匹配策略是提高车辆装载率,减少车辆行驶距离,降低物流配送成本的关键性条件。基于此,本文建构了配送成本最小和车辆平均离散度最低的多目标整数规划模型,提出了改进 K-means 聚类算法,从而达到优化订单与车辆匹配决策,现实决策科学化的

目的。此外,本文还根据 Z 企业 UTMS 业务相关历史数据进行了分析,比较了基于决策优化模型和匹配贪婪算法、改进 K-means 算法两种算法,及公司经验决策的优劣性,并得出以下结论:

(1) 相较于公司现用的经验决策,基于匹配决策优化模型和改进 K-means 算法使得联盟体配送成本降低 13.97%,司机平均收入提升 29.15%,车辆平均离散度降低了 7.48%——车辆送货点分布更为集中。

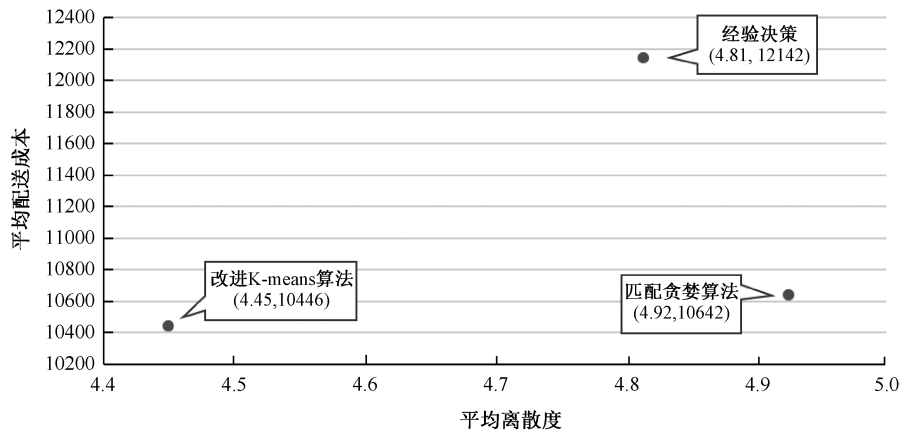


图 4 三种决策方法的综合比较

Figure 4 The comprehensive comparison of three decision methods

表 5 司机平均收入

单位: 元

Table 5 The average income of drivers

Unit: CNY

天数	经验决策 (a)	匹配贪婪算法 (b)	改进 K-means 算法 (c)	(b-a) / a	(c-a) / a	(c-b) / b
1	301.43	422.67	421.13	40.22%	39.71%	-0.37%
2	300.38	408.54	401.50	36.01%	33.66%	-1.72%
3	314.62	425.10	424.38	35.12%	34.89%	-0.17%
4	343.00	412.54	410.60	20.27%	19.71%	-0.47%
...
...
28	334.04	391.36	391.36	17.16%	16.89%	-0.23%
29	215.44	418.45	418.45	94.23%	94.42%	0.10%
30	361.13	414.35	414.35	14.74%	14.79%	0.05%
31	304.25	355.08	355.08	16.71%	16.46%	-0.21%
均值	317.18	403.57	404.01	28.89%	29.15%	0.40%

(2) 相较于公司现用的经验决策,基于匹配决策优化模型和匹配贪婪算法使得联盟体配送成本降低 12.36%,司机平均收入提升 28.89%,但车辆平均离散度增大了 2.29%,车辆送货点的聚集程度变差。

(3) 相较于匹配贪婪算法,改进 K-means 算法求解的配送成本和车辆平均离散度都更低,故改进 K-means 算法优于匹配贪婪算法。

综上所述,本文提出的决策模型与改进 K-means 聚类算法有效优化了订单与车辆匹配过程,大大提高了工作效率,同时也提升了企业经济效益。需要指出的是,本文的研究重点是订单车辆匹配决策问题,想通过优化匹配决策过程来降低配送成本,增加收益,所以把联盟体完全看作为一个整体。但是联盟体毕竟是由多家物流企业组成,根据“理性人”的思想,各企业只有达到最初降低成本的目的,且受到公平的对待,才会一直参与联盟,这就涉及联盟体的成本/利润分配问题,本文对其没有做过多阐述。但成本/利润分配是运输联盟的两大重要课题之一,是影响联盟体稳定性的关键性因素。因此,将运输联盟中的任务分配问题和利润分配问题结合起来考虑,是后续进一步的研究方向。

参 考 文 献

- [1] Lai M H, Xue W L, Hu Q. An Ascending Auction for Freight Forwarder Collaboration in Capacity Sharing [J]. Transportation Science, 2019, 53(4) : 917-1212.
- [2] Agarwal R, Ergun Ö. Network design and allocation mechanisms

- for carrier alliances in liner shipping [J]. Operations Research, 2010, 58(6) : 1726-1742.
- [3] Chen, Hao X. Combinatorial clock-proxy exchange for carrier collaboration in less than truck load transportation [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2016, 91: 152-172.
- [4] Zhang M, Pratap S, Huang G Q, et al. Optimal collaborative transportation service trading in B2B e-commerce logistics [J]. International Journal of Production Research, 2017: 1-17.
- [5] Salvador H, Peeta S, Kalafatas G. A less-than-truckload carrier collaboration planning problem under dynamic capacities [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2011, 47(6) : 933-946.
- [6] 饶卫振, 朱庆华, 刘从虎. 在线组建协作配送联盟中企业成本节约相对量估算方法研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2019, 39(3) : 659-672.
- Rao W Z, Zhu Q H, Liu C H. A study on the estimation method of the relative cost savings of firms in online joint distribution alliance [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2019, 39(3) : 659-672.
- [7] Pérez-Bernabeu E, Juan A A, Faulin J, et al. Horizontal cooperation in road transportation: a case illustrating savings in distances and greenhouse gas emissions [J]. International Transactions in Operational Research, 2014, 22(3) : 585-606.
- [8] Lozano S, Moreno P, Adenso-Díaz B, et al. Cooperative game theory approach to allocating benefits of horizontal cooperation [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 229(2) :

- 444-452.
- [9] 饶卫振, 朱庆华, 金淳, 等. 协作车辆路径成本分摊问题的B-T Shapley 方法[J]. 管理科学学报, 2019, 22(1) : 107-126.
Rao W Z, Zhu Q H, Jin C, et al. B-T Shapley method for the cost allocation of collaboration vehicle routing problem [J]. Journal of Management Sciences in China, 2019, 22(1) : 107-126.
- [10] Frisk M, Göthe-Lundgren M, Jörnsten K, et al. Cost allocation in collaborative forest transportation [J]. European Journal of Operational Research, 2010, 205(2) : 448-458.
- [11] 赵立力, 游琦. 高速公路 BOT 项目调节基金决策机制研究[J]. 管理工程学报, 2013, 27(3) : 81-86.
Zhao L L, You Q. Research on decision mechanism of regulating fund for expressway BOT project [J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2013, 27(3) : 81-86.
- [12] Roberti R, Pacino D. A decomposition method for finding optimal container stowage plans [J]. Transportation Science, 2018, 52(6) : 1297-1588.
- [13] Côté J F, Gendreau M, Potvin J Y. An exact algorithm for the two-dimensional orthogonal packing problem with unloading constraints [J]. Operations Research, 2014, 62(5) : 1126-1141.
- [14] Zachariadis E E, Tarantilis C D, Kiranoudis C T. A Guided Tabu Search for the Vehicle Routing Problem with two-dimensional loading constraints [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 195(3) : 729-743.
- [15] 颜瑞, 张群, 胡睿. 考虑三维装箱约束的车辆路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2015, 23(1) : 128-134.
Yan R, Zhang Q, Hu R. Research on vehicle routing problem considering three-dimensional loading constraints [J]. Chinese Journal of Management Science, 2015, 23(1) : 128-134.
- [16] Liu W Y, Lin C C, Yu C S. On the three-dimensions container packing problem under home delivery [J]. Asia-Pacific Journal of Operational Research, 2011, 28(5) : 601-621.
- [17] Agbегha G Y, Ballou R H, Mathur K. Optimizing auto-carrier loading [J]. Transportation Science, 1998, 32(2) : 174-188.
- [18] Dell'Amico M, Falavigna S, Iori M. Optimization of a real-world auto-carrier transportation problem [J]. Transportation Science, 2015, 49(2) : 402-419.
- [19] 靳志宏, 于波, 侯丽晓. 基于载约束的配送优化问题及其求解算法[J]. 系统工程学报, 2012, 27(3) : 390-398.
Jin Z H, Yu B, Hou L X. Distribution optimization problem based on stowage constraints and its solving algorithm [J]. Journal of Systems Engineering, 2012, 27(3) : 390-398.
- [20] 张源凯, 孙丽君, 胡祥培. 成品油配送多车舱车辆指派及路径优化问题研究[J]. 运筹与管理, 2017, 26(7) : 1-9.
Zhang Y K, Sun L J, Hu X P. Research on multi-cabin vehicle assignment and routing optimization for product oil distribution [J]. Operations Research and Management Science, 2017, 26(7) : 1-9.
- [21] 张莉莉, 胡祥培. 基于人力资本竞优结构的“团队-作业对象”匹配决策模型[J]. 管理工程学报, 2015, 29(1) : 1-7.
Zhang L L, Hu X P. “Team-work object” matching decision model based on human capital competitive structure [J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2015, 29(1) : 1-7.
- [22] 高学东, 谷淑娟, 白尘, 等. 考虑物流配送路网结构及配送量约束的客户聚类算法[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(1) : 173-181.
Gao X D, Gu S J, Bai C, et al. A customer clustering algorithm considering the structure of logistics distribution network and distribution capacity constraints [J]. System Engineering Theory and Practice, 2012, 32(1) : 173-181.
- [23] 谷炜, 张群, 胡睿. 基于改进 K-means 聚类的物流配送区域划分方法研究[J]. 中国管理信息化, 2010(24) : 60-63.
Gu W, Zhang Q, Hu R. Research on the method of logistics distribution area division based on improved k-means clustering [J]. China Management Informatization, 2010(24) : 60-63.

Research on optimization of order-vehicle matching decision under the joint distribution mode

LI Jianbin^{1,2}, YANG Fan¹, GUAN Mengcheng^{2*}, CHEN Zhengqiang³

(1.School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2.School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3.Zallsoon Information Technology (Wuhan) Co., Ltd, Wuhan 430312, China)

Abstract: Joint distribution, as a transportation mode, is widely used by logistics firms to carry out less-than-truckload transportation. In this mode, multiple logistics firms form an alliance, and members share freight orders, vehicles and distribution centers to jointly implement cargo distribution activity, which realizes intensive use of logistics resources and decreases distribution cost effectively. The essential reason for logistics firms to join the alliance is that they want to reduce distribution costs and achieve greater benefits through cooperating with others. Therefore, it is crucial for the alliance to cut total cost through the optimization of transportation decisions, which is also the key to ensuring its stability. The order-vehicle matching decision, which is directly related to the loading rate and driving distance of the vehicle, will greatly influence the distribution cost. Moreover, with the substantial increase of the number of orders, the alliance urgently hopes to have a more intelligent and scientific decision-making method of order-vehicle matching in comparison to the traditional empirical decision.

Through consulting relevant literature, it is found that the existing researches on joint distribution focus more on the allocation problem of transport capacity and cost/profit among members of the alliance, while there are few researches on reducing the distribution cost through the optimization of vehicle-order matching decision under the joint distribution mode. Based on this, this paper attaches importance to the order-vehicle matching problem under the joint distribution mode. Furthermore, the freight orders of multiple logistics

firms are reasonably reassigned to the corresponding firms after integration. Considering the loading constraints and cost of vehicles comprehensively, a scientific and reasonable decision of order-vehicle matching is made to make full use of vehicle carrying capacity and minimize the total cost. The order-vehicle matching problem belongs to the typical vehicle loading problem. Compared with the traditional vehicle loading problem, this paper mainly has two differences. First, it is necessary to consider the freight orders and vehicles of multiple logistics firms simultaneously. Indeed, different costs will be generated when different vehicles of different firms match the same order. Therefore, the order-vehicle matching decision should be made to minimize the total cost of the alliance. Secondly, the loading rate of vehicles and the distribution of delivery points of vehicles are taken into account comprehensively. As for the traditional vehicle loading, it pays more attention to the loading rate of vehicles, but ignores the distribution of delivery points of vehicles, which brings troubles to the follow-up actual distribution.

Considering the constraints of rated load, volume and order quantity of different vehicles, this paper takes distribution cost minimization and the average dispersion of vehicles minimization as the objective functions, and establishes an order-vehicle matching decision optimization model under the joint distribution mode. In general, the objective of the order-vehicle matching problem is to minimize distribution cost, but this paper also adds the goal of minimizing the average dispersion of vehicles. The reason is as follows: From a business level, logistics firms and drivers hope that delivery points of each vehicle can be more concentrated, so as to reduce the driving distance, save delivery time, and improve the timeliness of cargo distribution. From a technical perspective, the calculation of the average dispersion of vehicles only needs to obtain the latitude and longitude of each delivery point via the map, without gaining the actual distance between all delivery points, which is easy to operate for the alliance with abundant orders. At the same time, they will quickly get optimized matching results and then drivers can implement subsequent distribution activities. Therefore, this paper uses the average dispersion of vehicles to describe the aggregation degree of delivery points of vehicles and optimizes it.

Indeed, the calculation of the average dispersion of vehicles and the similarity evaluation index of the K-means clustering algorithm are both based on Euclidean distance, and the purpose of minimizing the average dispersion of vehicles is to make delivery points of each vehicle more concentrated. Besides, the role of the K-means clustering algorithm is to assort similar points (i.e. points in short distance). Thus, the points of each category clustered by the K-means algorithm can be assigned to each vehicle as its delivery points. It means that the K-means clustering algorithm fits the matching decision optimization model very well. On this account, this paper uses the K-means clustering algorithm to solve this problem, improves the algorithm from three aspects of the determination of the K value, the selection of the initial clustering center, and the addition of external constraints, and compares the improved K-means algorithm with the matching greedy algorithm.

Finally, this paper collects relevant data from well-known Chinese firms Z for empirical analysis, and obtains the following conclusions: The application of the matching decision optimization model and improved K-means algorithm reduces the distribution cost of the alliance by 13.97%, increases the average income of drivers by 29.15%, and decreases the average dispersion of vehicles by 7.48%. That is to say, the distribution of delivery points of each vehicle is more concentrated. Compared with the matching greedy algorithm, the improved K-means algorithm has a lower distribution cost and the average dispersion of vehicles. Hence, the improved K-means algorithm is superior to the matching greedy algorithm. The results of the calculation example prove the effectiveness and practicability of the matching decision optimization model and the improved K-means algorithm.

Key words: Joint distribution mode; Order-vehicle matching; Multi-objective decision optimization model; Improved K-means clustering algorithm

Received Date: 2019-08-29

Funded Project: Supported by the Key Project of National Natural Science Foundation of China (71831007) and the National Natural Science Foundation of China (71571079).

* Corresponding author