

网络货运平台的三阶段车货供需匹配模型

赵爽, 魏青

兰州财经大学信息工程与人工智能学院, 甘肃 兰州 730020

摘要:为提高网络货运平台车货匹配效率,考虑车方、货方和网络货运平台三方需求设计三阶段车货供需匹配模型,第一阶段建立货物属性分类模型,识别并消除不同属性货物间的冲突关系;第二阶段建立车辆信息筛选模型,提取车辆的高频配送区域;第三阶段建立多目标匹配模型,以车方利润最大化、货方成本最小化和网络货运平台收益最大化为目标建立目标函数。引入贪心算子、Circle混沌映射、反向学习策略及模拟退火机制改进传统遗传算法,用于求解模型。以中国物通网公布的广州出发货源及车源信息为例对三阶段车货供需匹配模型及其求解算法开展实证分析。结果表明:采用改进遗传算法求解得到的车货匹配方案在整体装载效率与车辆利用率方面均优于传统遗传算法,在相同的货物总量下,改进遗传算法使用更少的车辆完成运输任务,平均每辆车装载的货物更多,装载集中度显著提高;改进遗传算法收敛速度快,收敛后曲线更平稳,波动较小;相较于传统遗传算法,改进遗传算法匹配方案的车方利润在4个货物集合分别增加约32.6%、40.6%、48.6%、31.3%,货方成本相应减少约3.2%、10.3%、11.5%、7.6%,平台收益分别增加约0.9%、0.1%、2.4%、0.1%,改进遗传算法在降低货方成本的基础上,显著提高车方利润,并实现网络货运平台收益微增。构建的三阶段车货供需匹配模型及改进遗传算法在统筹车方、货方与网络货运平台三方利益方面表现更优。

关键词:三阶段;网络货运平台;车货匹配;改进遗传算法

中图分类号:U116;F253.9

文献标志码:A

文章编号:1672-0032(2025)06-0025-12

引用格式:赵爽, 魏青. 网络货运平台的三阶段车货供需匹配模型[J]. 山东交通学院学报, 2025, 33(6): 25-36.

ZHAO Shuang, WEI Qing. A three-stage vehicle-cargo supply-demand matching model for online freight platforms[J]. Journal of Shandong Jiaotong University, 2025, 33(6): 25-36.

0 引言

《“十四五”现代物流发展规划》明确提出加快物流数字化转型、推进物流智慧化改造、促进物流网络化升级的发展方向^[1]。在此背景下,网络货运平台的普及与应用成为提高物流运营效率的关键路径之一。通过构建精准的供需匹配模型优化物流资源要素配置,实现高效的物流信息匹配,网络货运平台对推动公路货运行业的发展具有重要意义。

围绕网络货运平台的车货匹配问题,现有研究主要从车方或货方单方视角、车货双方视角构建目标函数模型,并探索多种求解算法。在车方的角度研究中,目标函数多侧重于车方或车辆单方利益:张碧玉等^[2]以车方收益最大化为目标,构建两阶段车货匹配推荐模型,采用改进的人工免优化算法求解模型;黄泽滨^[3]以车辆行驶距离和车辆利用规模最小化为目标建立网络货运平台优化模型,采用粒子群算法求解模型。在车货双方的角度研究中,模型构建多侧重于供需双方利益:Wang等^[4]通过构建演化博弈模型,研究需求方和供给方的总体满意度之和;Feng等^[5]以需求-容量适应度最大化为目标,研究卡车联盟和

收稿日期:2024-09-04

基金项目:兰州财经大学科研项目(Lzufe2023D-013);兰州财经大学科研专项经费资助

第一作者简介:赵爽(1989—),女,甘肃兰州人,副教授,理学博士,主要研究方向为物流与供应链管理,E-mail:zhaosh2018@126.com。

任务集间的匹配问题;王娜等^[6]提出物流服务供需多对多双边匹配两阶段优化模型,研究供给方和需求方的匹配满意度;Yuan 等^[7]考虑匹配双方的心理因素,优化货方与车方间的匹配过程,采用可变步长算法求解最优匹配方案。在求解车货匹配算法方面,学者们提出车辆混合禁忌搜索算法^[8]、改进 Balance 算法^[9]、改进的集中式匹配算法^[10]、量子遗传算法^[11]等多种适用于车货匹配问题的求解方法。同时统筹车方、货方与货运平台三方利益的研究相对较少。倪少权等^[12]综合考虑运输成本、货物送达时效及货运平台收益,采用改进的快速非支配排序遗传算法实现车货一对一匹配;Hu 等^[13]以整个货运共享系统的总成本最小化为目标,通过混合整数线性规划模型和自适应邻域搜索算法优化货物拼车系统的成本效率。现有研究通过各类车货供需匹配模型与算法,在提高匹配效率与满意度等方面取得显著成果,但仍存在以下局限:现有模型对货物与车辆的分类较粗略,未能充分考虑不同货物与车辆的匹配需求差异,简单模型难以适应实际场景中复杂多样的匹配要求。

本文以车方利润最大化、货方成本最小化、网络货运平台收益最大化为目标构建三阶段车货供需匹配模型,通过权重分配将多目标问题转化为单目标问题;通过引入贪心算子、Circle 混沌映射、反向学习策略及模拟退火机制改进遗传算法,求解模型,以期在网络货运平台的智能化车货匹配提供借鉴方法。

1 三阶段车货供需匹配模型

1.1 问题描述

在网络货运平台中,为实现车货高效匹配,需对平台内的大量供需信息进行预处理。依据货物体积、质量、车辆载质量等信息进行车辆初步筛选。考虑到不同货物具有特定的物理与化学属性,在共同运输过程中可能因性质冲突而相互影响,甚至引发货物变质、污染或安全事故,在车货匹配前需构建货物属性分类模型,识别并消除不同属性货物间的冲突关系。依据《运输货物分类和代码》中划分的 17 大类货物为基础,同时参考文献[11,14-16]中关于货物共运限制的说明,对货物类别编号并识别不可共运货类,结果如表 1 所示。

表 1 货物类别编号及其不可共运货类

类别编号	货物类别	所含货物编号	不可共运货类编号
a	煤炭及制品	22,29	e,g,h,i,j,l,m,n,o,p
b	矿石	5	e,i,j,l,m,o
c	钢铁及有色金属	4,16,24,41	e,j,m,o,p
d	矿物性建筑材料(散装)	33	e,j,m,o,p
e	矿物性建筑材料(包装)	48	a,b,c,d,f,k,m
f	木材	6	e,j,m
g	化工原料及制品(有异味)	14,40,49	a,i,l,m,n,o,p
h	化工原料及制品(无异味)	23,39,42	a,i,m,n
i	粮食	44	a,b,c,d,g,h,m
j	机械设备、电器(整体设备)	12,13,20,32,35,36,38	a,b,c,d,f,k,m
k	机械设备、电器(拆分设备)	10,15,34,43,51	e,j,m
l	印刷品	7,50	a,b,g,m
m	农林牧鱼类产品(保鲜)	2,9,18,19,27,37,46,47	a,b,c,d,e,f,g,h,i,j,k,l,o,p
n	农林牧鱼类产品(非保鲜)	1,21,26,30,45	a,b,c,d,g,h,m
o	毛皮、纺织品及其制品	3,17,31	a,b,c,d,g,m
p	其他货物	8,11,25,28	a,b,c,d,g,m

随网络货运平台的发展,车辆轨迹数据的获取与应用日益普及,这些数据记录了车辆在行驶过程中的途经城市、时间等关键信息,对提高交通管理效率、优化物流路径及提高运输服务质量具有重要价值。本文通过车辆轨迹数据可视化分析方法,提取车辆高频配送区域。

基于货物及车辆线路预处理结果,设计三阶段车货供需匹配模型,其整体流程如图1所示。该模型首先根据基础条件初步筛选车辆,随后依次执行货物处理、车辆处理、车货匹配三个阶段。

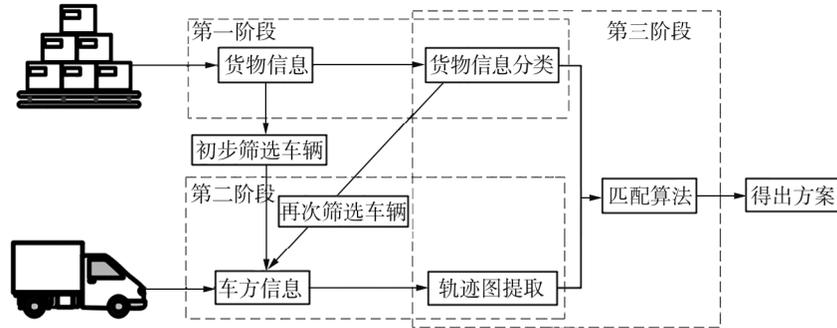


图1 三阶段车货供需匹配模型整体流程图

1.2 第一阶段货物属性分类模型

1.2.1 模型假设

基于以下假设构建货物属性分类模型:1)每个货物可被唯一映射为货物冲突图 $G_1 = (V_1, E_1)$ (V_1 为货物节点集合, E_1 为边集合) 中的一个节点,货物间的属性冲突关系由边表示,连接2个节点的边,代表对应货物因属性冲突而不能同时运输或存放;2)在冲突图中,必须给每个节点分配一种颜色,且任何两个相连节点不得同色,以此确保冲突货物被有效区分与隔离;3)所构建的货物冲突图能完整、准确地刻画所有待匹配货物间存在的冲突关系;4)有足够多的颜色可供使用,保证在满足所有着色约束的前提下,完成整个冲突图着色。

1.2.2 模型建立

消除匹配货物间冲突关系的公式为:

$$f(x) = \min k,$$

s. t.

$$\begin{aligned} \forall v \in V_1, Y(v) \in \{0, 1, 2, \dots, k-1\}, \\ \forall (u, v) \in E_1, Y(u) \neq Y(v), \end{aligned}$$

式中: $f(x)$ 为货物节点用色最少目标函数, k 为颜色类别, u, v 为不同的货物节点, $Y(v)$ 为节点 v 的颜色, $Y(u)$ 为节点 u 的颜色。

1.2.3 货物属性分类模型求解

通过基于宽度优先搜索(breadth first search, BFS)算法和贪婪策略求解节点着色问题,Adam 优化器辅助求解。将货物冲突图转化为邻接矩阵,若节点 u, v 有冲突关系,则邻接矩阵中的元素为1,否则为0,求解节点着色问题包括5步。

步骤1:所有节点初始颜色为未着色状态,按节点度降序排列,优先处理度高的节点,减少着色过程中潜在冲突。

步骤2:采用 BFS 算法从排序后的节点列表中选择第1个节点,并为其分配颜色0,然后逐层遍历其相连节点,为每个节点选择颜色时,考虑其相连节点的颜色分布,用 Adam 优化器找到没有冲突的最少用色。

步骤3:Adam 优化器通过更新颜色分布的梯度、动量和加速度参数为每个未着色的节点选择最优颜色,确保选择的颜色在当前节点的相连节点中未被使用。

步骤4:如果选择的颜色与已着色的相连节点冲突,则继续寻找下一个可用颜色,分配完颜色后,继续处理节点列表中的下一个节点,直至列表为空,即所有节点都已着色。

步骤5:将着色结果按颜色分类。

通过上述过程后得到 k 个集合,每个集合里没有冲突货物,消除货物冲突关系,提高整体运输的安全和效率。

1.3 第二阶段车辆信息筛选模型

1.3.1 模型假设

基于以下假设构建车辆信息筛选模型:1)车辆每次运输数据完整;2)将找到的配送活跃区域作为该车辆下一次匹配时的可行驶区域。

1.3.2 模型建立

车辆在配送货物过程中出现次数最多的一条出行链条

$$L = \max(L_1, L_2, \dots, L_n),$$

式中 $L_1 \sim L_n$ 为车辆配送货物过程中的第 $1 \sim n$ 条出行链条的出行次数。

城市角度

$$\theta_i = -\pi/2 + X_i\pi/m,$$

式中: X_i 为城市索引, m 为车辆途经城市总数。

1.3.3 模型求解

根据已分类的货物集合信息,参考文献[15]人工选取多类对应车型,对车辆轨迹数据进行可视化分析,提取车辆的高频送货目的地,即配送活跃区域。具体求解步骤包括4步。

步骤1:用索引代替车辆车牌号,提取车辆近期配送路线上的城市序列。

步骤2:绘制车辆三维轨迹图,每个城市的位置由其索引和角度决定,假设其中1条出行链条 $L_j = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$,其中 $c_1 \sim c_n$ 为该出行链条上的第 $1 \sim n$ 个城市。城市的位置坐标为 (X_i, Y_i, Z_i) ,其中, Y_i 为根据城市角度计算出的顺序偏移, Z_i 为轨迹编号。

步骤3:创建平面网络图 $G_2 = (V_2, E_2)$,其中, V_2 为当前车辆配送路线上的城市节点集合, E_2 为城市间的路径集合,将车辆三维轨迹投影到二维平面,采用投影坐标作为城市节点布局。

步骤4:统计网络图中各边出现的次数,识别当前车辆轨迹图,并将其在原轨迹颜色的基础上进行突出着色。

通过步骤1~4识别车辆的轨迹图,获取车方熟悉的配送路线,有助于增强货方对车方的信任,也符合车方的期望货运范围。在车货匹配过程中设置地点偏好,可有效提高匹配的准确性与效率。

1.4 第三阶段多目标匹配模型

1.4.1 模型假设

基于以下假设构建多目标匹配模型:1)车辆和货物的信息上传网络货运平台后不可变;2)在配送货物过程中,车辆匀速行驶;3)不考虑车方与货方的距离;4)不考虑货物形状对装载的影响;5)忽略装卸货物时间。

1.4.2 目标分析

车方的核心目标为利润最大化,即在控制运营成本的同时,通过完成货物配送获取尽可能高的净利润。货方主要关注在保障货物安全与送达时效的前提下,尽可能降低运输费用。网络货运平台作为连接双方的媒介,其目标是通过提供高效、可靠的车货匹配与增值服务,吸引并留住车货双方用户,提高平台交易量与收益。

1.4.2.1 车方利润

1) 运输成本

车辆运输成本主要包括燃油成本、通行费与碳排放成本。采用分段累加法计算从地点 i 到地点 j 的运输成本。

燃油成本

$$C_{11} = \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g O_c D_{ij},$$

式中: C 为车辆集合; I_c 为车辆 c 货运范围索引; X_{gc} 为货物 g 是否匹配车辆 c ,若匹配,则 $X_{gc}=1$,否则 $X_{gc}=0$; Y_{ij}^g 为货物 g 是否需从地点 i 配送到地点 j ,若需要,则 $Y_{ij}^g=1$,否则 $Y_{ij}^g=0$; O_c 为单位距离燃油成本; D_{ij} 为地点 i 到地点 j 的距离。

通行费

$$C_{12} = \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g l_c D_{ij},$$

式中 l_c 为车辆 c 折算到单位距离的通行成本。

碳排放成本

$$C_{13} = \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g d_c D_{ij} t,$$

式中: d_c 为车辆 c 的碳排放量, t 为碳税。

2) 货物质量保证措施

在车货匹配平台中,除在第二阶段选择合适的车型确保货物安全运输外,还需采取额外的货物质量保证措施。运输过程中需定期检查货物状态及车辆状况,确保一切运行正常,以便及时发现并处理潜在问题。科学规划货物的装载顺序和位置,将重物置于车辆底部以降低重心,轻物放置于顶部,并确保货物分布均匀,减少行驶过程中的重心偏移,降低货损概率。考虑到运输过程中货损难以完全避免,网络货运平台应建立完善的货损赔偿机制,作为货物质量保障体系的组成部分。一旦发生货损,应迅速赔付货方,以维护其权益并保障网络货运平台信誉。不同货物的货损概率不同^[12],蔬菜、水果、畜产品、药品及其他品类的货损概率分别为15%、15%、10%、2%、1%。

货物 g 的货损质量

$$q_g = m_g Q, \forall g \in V_1,$$

式中: m_g 为货物 g 的质量, Q 为货损比例。

货损成本

$$C_{14} = \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} S_g X_{gc} q_g U(1 - I_g),$$

式中: S_g 为货损概率; U 为单位货损质量赔偿费用; I_g 为货物 g 是否购买保险,若未购买,则 $I_g=0$,否则, $I_g=1$ 。

3) 货物运输时间

货方通常对货物运输时间有明确要求。为保障供应链效率与客户满意度,货运平台会建立时效奖惩机制,对未按规定时间配送货物进行处罚,对提前或准时配送货物给予奖励。

货物 g 从地点 i 到地点 j 的实际运输时间

$$t_g = D_{ij}/v_c,$$

式中 v_c 为车辆 c 的平均速度。

未按规定时间配送货物时,车方承担的惩罚成本

$$C_{15} = \begin{cases} \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g (t_g - t_{lg}) F, t_g > t_{lg} \\ \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g (t_g - t_{Qg}) E, t_{Qg} < t_g \leq t_{lg} \\ 0, t_g \leq t_{Qg} \end{cases}$$

式中: t_{lg} 为货物 g 的承诺最长运输时间, t_{Qg} 为货物 g 的期望运输时间, F 为大于承诺最大运输时间的单位惩罚成本, E 为大于期望运输时间而不超过承诺最大运输时间的单位惩罚成本。

当实际运输时间未超过期望运输时间时,给予奖励,车方获取的奖励收益

$$C_{16} = \begin{cases} 0, t_g > t_{lg} \\ 0, t_{Qg} < t_g \leq t_{lg} \\ \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} \sum_{i, j \in I_c} X_{gc} Y_{ij}^g H_g, t_g \leq t_{Qg} \end{cases},$$

式中 H_g 为货物 g 按时或提前送达的奖励收益。

车方收益包括货方运费及提前送达的奖励收益,车方收益

$$Y_1 = \begin{cases} \sum_{g \in V_1} P_g + C_{16}, t_g \leq t_{Qg} \\ \sum_{g \in V_1} P_g, t_g > t_{Qg} \end{cases},$$

式中 P_g 为货物 g 的运费。

车方将收益的 10% 支付给货运平台作为服务费,车方利润

$$C_1 = 0.9Y_1 - (C_{11} + C_{12} + C_{13} + C_{14} + C_{15})。$$

1.4.2.2 货方成本

货方成本包括货物的保险费、运费、装卸成本、信息费和给予车方的奖励成本。

货物保险费

$$C_{21} = \sum_{g \in V_1} E_g I_g,$$

式中 E_g 为货物 g 的保险费。

货物运费

$$C_{22} = \sum_{g \in V_1} P_g。$$

装卸成本

$$C_{23} = \sum_{c \in C} \sum_{g \in V_1} X_{gc} h_c,$$

式中 h_c 为车辆 c 的装卸费用。

信息费

$$C_{24} = x_f |V_1|,$$

式中: x_f 为货物参加匹配的信息费, $|V_1|$ 为货物数。

给予车方的奖励成本

$$C_{25} = C_{16}。$$

货方的总成本

$$C_2 = C_{21} + C_{22} + C_{23} + C_{24} + C_{25}。$$

1.4.2.3 网络货运平台收益

网络货运平台的目的是通过提供高效的车货匹配服务及增值服务,吸引并留存客户,最终实现收益最大化。为此,网络货运平台需持续投入技术开发与系统维护,以保障系统稳定性、优化用户体验;同时,通过市场营销与推广活动积极扩大用户规模与市场份额。网络货运平台收益

$$C_3 = 0.1Y_1 + C_{24} - (T + M),$$

式中: T 为技术开发和维护费用, M 为市场营销费用。

1.4.3 模型构建

多目标匹配模型以车方利润最大化、货方成本最小化和网络货运平台收益最大化为目标,通过为各目标分配适当的权重,将多目标优化问题转变为加权求和的单目标优化问题。

目标函数

$$Z = \max(\alpha_1 C_1 - \alpha_2 C_2 + \alpha_3 C_3),$$

s. t.

$$\sum_{g \in V_1} m_g X_{gc} \leq m_c, \forall c \in C, \quad (1)$$

$$\sum_{g \in V_1} V_g X_{gc} \leq V_c, \forall c \in C, \quad (2)$$

$$d_g \in R_c, \forall g \in V_1, \forall c \in C, X_{gc} = 1, \tag{3}$$

$$\sum_{c \in C} X_{gc} = 1, \forall g \in V_1, \tag{4}$$

$$t_D = 0, t_P = 0, \tag{5}$$

式中: α_1 、 α_2 、 α_3 分别为车方利润、货方成本和网络货运平台收益的权重; m_c 为车辆 c 的载质量; V_g 为货物 g 的体积; V_c 为车辆 c 的可用容积; d_g 为货物 g 的目的地; R_c 为车辆 c 的配送目的地集合; t_D 为发票提交与货物交付的时间差; t_P 为货物运费支付时间差。

式(1)约束货物的质量不超过车辆载质量;式(2)约束货物的体积不超过车辆容积;式(3)表示路线有效性约束,即对每一件货物,其目的地必须包含在分配给该货物的车辆的路线集合中,确保货物的最终交付地点在车辆的配送范围;式(4)表示每一件货物必须且只能分配给一辆车;式(5)表示为保障双方利益,货物交付后立即提交发票,货方收到发票后立即支付运费。

根据此流程,将第一阶段分类后的货物与第二阶段筛选的车辆进行初次匹配后,应用于第三阶段的多目标匹配模型中,求解最佳的车辆与货物匹配方案。

2 算法设计

遗传算法通过模拟自然选择过程,从初始解开始,在迭代过程中通过选择、交叉和变异等操作,逐步进化出满足目标要求的最优解或近似最优解^[17]。该算法收敛性较强,且易与其他算法融合^[18],在求解复杂问题时表现出较强的全局搜索能力和广泛的适应性,其并行处理机制可同步评估多个潜在解,适合求解大规模车货匹配问题。

选取遗传算法作为车货供需匹配模型目标函数的基础求解算法,对其进行系统改进以提高求解性能。具体改进措施包括:采用贪心算子生成初始种群,结合 Circle 混沌映射和反向学习策略增强种群多样性,变异过程中引入模拟退火机制,避免陷入局部最优。传统遗传算法和改进遗传算法的流程如图 2 所示。

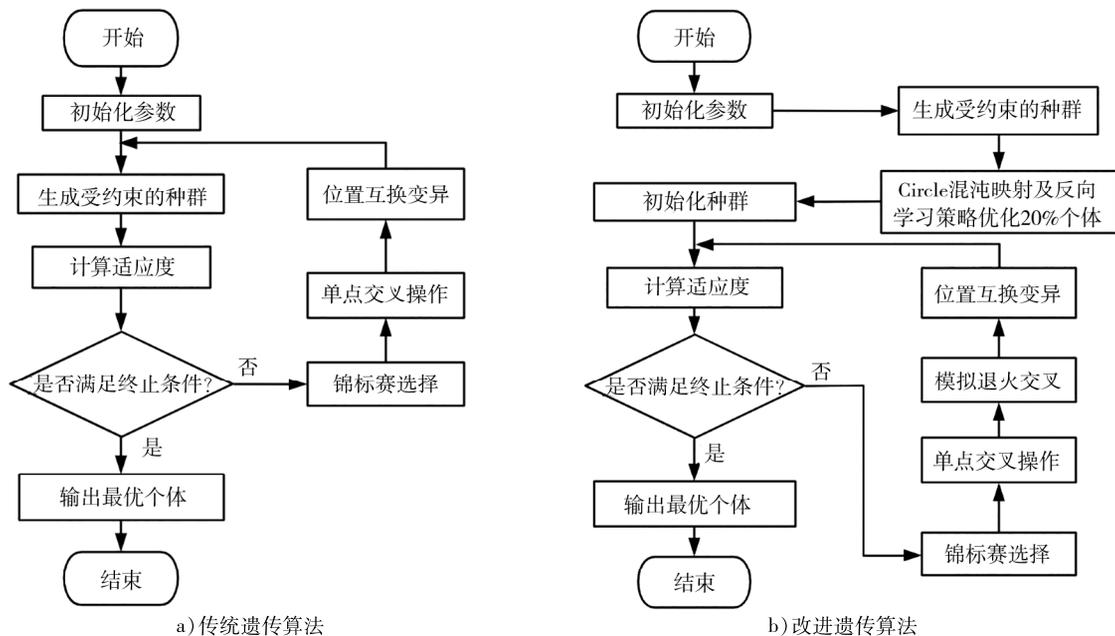


图2 遗传算法流程图

2.1 编码描述

改进遗传算法采用自然数编码,每个个体编码为一个长度等于货物总数的自然数序列,基因位置对应货物顺序,基因值代表分配该货物的车辆索引。通过贪心算子生成初始种群,在满足约束条件下,优先将货物分配给已承载货物的车辆。

生成满足约束的初始种群后,随机选取初始种群中 20%的个体,采用 Circle 混沌映射生成混沌序列,并构造反向学习个体。Circle 混沌映射后的个体

$$x_{i+1} = \text{mod}[x_i + a - b\sin(2\pi x_i)/(2\pi), 1],$$

式中: x_i 为随机选择的种群个体, a 、 b 为 Circle 混沌映射系数。

根据反向学习策略生成反向个体,计算反向个体的适应度。将适应度更高的个体替换到由约束生成的种群中,获得最终的初始解。

2.2 适应度计算

直接使用目标函数值作为原始适应度 $f(x)$,对原始适应度进行不同幅度的调整,调整后的适应度

$$F(x) = \begin{cases} f(x) + k_1, f(x) > 0 \\ f(x) + k_2, f(x) = 0 \\ k_3 e^{-f(x)/\alpha}, f(x) < 0 \end{cases},$$

式中: k_1 、 k_2 、 k_3 为适应度调整幅度数, α 为控制指数惩罚强度的常数。

2.3 种群选择、交叉、变异操作

2.3.1 种群选择

采用锦标赛选择法筛选优良个体,每次从种群中随机选择一定数量的个体,择优选取适应度高的个体进入下一代种群。

2.3.2 交叉操作及变异操作

1) 单点交叉

单点交叉是遗传算法中的一种典型交叉方法,以概率 P_c 在父代个体染色体上随机选择一个交叉点,交换其后的基因片段,产生新个体。

2) 模拟退火

对经过交叉生成的个体,进一步采用模拟退火算法进行局部优化,通过逐步降温 and Metropolis 准则搜索和评估邻近解,提高个体的适应度并改善算法整体性能。

新解的接收概率

$$P = \begin{cases} 1, \Delta E < 0 \\ e^{-\Delta E/kT}, \Delta E \geq 0 \end{cases},$$

式中: ΔE 为当前解适应度与新解适应度之差; k 为 Boltzmann 常数,通常 $k=1$; T 为当前温度。

以变异概率 P_m 随机选取个体中的基因位置进行交换,实现变异并生成新个体。该机制有助于维持种群多样性,避免算法在搜索过程中陷入局部最优

3 试验分析

3.1 数据预处理

试验数据源于中国物通网公布的广州出发货源及车源信息,从中筛选 51 条有效货物信息与 39 辆货车。根据中国物通网上广东至各目的地零担物流的推荐重货价与轻货价的平均值确定货物运费;参考文献[11]的历史数据,采用线性回归拟合得到货物体积;通过蒙特卡洛模拟中的随机抽样方法生成购买保险的货物数、货物期望运输时间、货物承诺最大运输时间;参考文献[19]确定轻型货车、中型货车、重型货车的最大载质量分别为 6、14、>14 t,平均车速分别为 68、60、80 km/h。

根据文献[20],获取货车在不同平均车速下的平均碳排放量如表 2 所示。

表 2 货车在不同平均车速下的平均碳排放量

平均车速/($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	24.14	32.19	40.23	56.33	72.42	80.47	88.51	104.61
平均碳排放量/($\text{kg} \cdot \text{km}^{-1}$)	1.063 9	0.839 3	0.749 5	0.695 2	0.639 9	0.624 6	0.617 4	0.627 5

采用线性插值公式估算待求速度的碳排放量,线性插值公式为:

$$y = y_1 + (y_2 - y_1)(x - x_1) / (x_2 - x_1) ,$$

式中: y 为待求的未知碳排放量, y_1 、 y_2 分别为左右邻近数据点的碳排放量, x_1 、 x_2 分别为左右邻近数据点的车速, x 为当前计算车速。

3.2 货物分类

基于货物属性分类模型,分析 51 个货物的冲突关系并完成节点着色,如图 3 所示。将着色结果按颜色分类,共分为 5 个集合,如表 3 所示,集合 4 中的货物可直接安排车辆承运,因此不参与后续匹配流程。

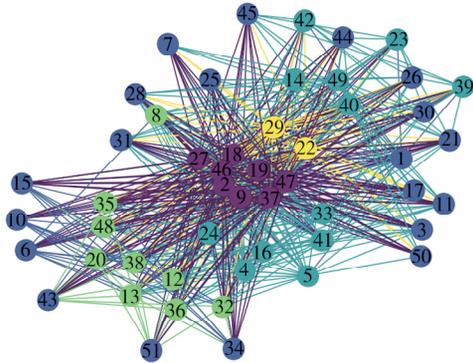


图 3 货物冲突关系着色图

表 3 货物节点着色结果分类

货物集合	货物节点
0	2,9,18,19,27,37,46,47
1	1,3,6,7,10,11,15,17,21,25,26,28,30,31,34,43,44,45,50,51
2	4,5,14,16,23,24,33,39,40,41,42,49
3	8,12,13,20,32,35,36,38,48
4	22,29

3.3 车辆信息筛选结果

通过收集自广东发车的各类货车轨迹数据,分析其历史途经城市信息,对车辆行驶路径进行可视化呈现,提取每辆车的聚合轨迹,以揭示其高频配送区域与常用行驶路线。以车辆 c_1 为例,选取其近期 10 次配送任务中的途经城市数据作为分析样本,得到其聚合轨迹如图 4 所示。由图 4 可知:车辆 c_1 的配送活跃区域是广东—浙江—江苏—山东。其他车辆的筛选与 c_1 相同,最终筛选 31 辆车满足要求。

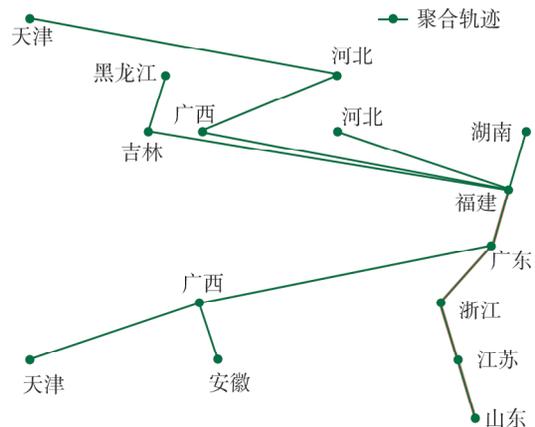


图 4 车辆 c_1 的聚合轨迹

3.4 车货匹配

3.4.1 参数设置

车货供需匹配模型中的参数设置为: $U = 10$ 元/kg, $h = 200 \sim 2\,000$ 元/(车次), $t = 0.05$ 元/kg, $F = 1$ 元/min, $E =$

0.5 元/min, $x_1 = 5$ 元/件,保险费为运费的 2%,时间奖励收益为运费的 1%;改进遗传算法中参数设置为:交叉概率 $P = 0.9$,变异概率 $P_m = 0.05$,代沟 $G_{GAP} = 0.8$,最大迭代次数 $g_{max} = 150$,种群规模 $N = 120$, $a = 0.5$, $b = 0.2$, $\alpha = 1\,000$,初始温度为 $1\,000.00$,最小温度为 0.01 ,冷却率为 0.95 , $\alpha_1 = 0.5$, $\alpha_2 = 0.2$, $\alpha_3 = 0.3$ 。

3.4.2 结果分析

采用软件 MATLAB R2021b,分别运行传统遗传算法及改进的遗传算法,对不同集合的货物与车辆进行匹配。集合 0(冷藏货物)采用冷藏车运输,集合 2(危险品)采用危险品运输车,集合 3(适箱货物)采用集装箱运输车,其余集合的货物根据实际情况选用厢式货车、仓棚式运输车或平板货车运输。改进遗传算法与传统遗传算法下车货匹配方案分别如表 4、5 所示。

由表 4、5 可知:采用改进遗传算法得到的车货匹配方案在整体装载效率与车辆利用率方面均优于传统遗传算法。在相同的货物总量下,改进遗传算法使用更少的车辆完成运输任务,平均每辆车装载的货物更多,装载集中度显著提高。引入贪心算子、Circle 混沌映射、反向学习策略及模拟退火机制后有效增强了遗传算法在复杂约束下的全局搜索与局部优化能力,资源整合度更高。随货物与车辆规模的增大,

改进遗传算法在减少空载、提高单车装载率方面的优势更明显,可扩展性与实际应用潜力良好。

表4 改进遗传算法下车货匹配方案

货物集合	车辆编号	匹配货物编号	货物集合	车辆编号	匹配货物编号
0	c_{32}	46,47	1	c_{39}	1,3,6,7,25,50
	c_{33}	19,27,37		c_{15}	33,39,40,49
	c_{34}	2	2	c_{16}	4,5,14,16,23,24
	c_{36}	9,18		c_{18}	41,42
1	c_2	26,28,34	3	c_{24}	32,36,38
	c_8	30,31		c_{25}	13,20,35
	c_9	10,11,15,17,21,43,44,45		c_{28}	8,12,48
	c_{11}	51			

表5 传统遗传算法下车货匹配方案

货物集合	车辆编号	匹配货物编号	货物集合	车辆编号	匹配货物编号	货物集合	车辆编号	匹配货物编号
0	c_{32}	2	1	c_5	50	2	c_{17}	4,5
	c_{33}	19,27		c_7	28,34		c_{20}	41,42
	c_{34}	18		c_8	30,31		c_{21}	14,16,23,24,49
	c_{36}	46,47		c_9	43,44		c_{22}	12,48
	c_{37}	9,37		c_{10}	25		c_{23}	36,38
1	c_1	10,11,15,17,21	c_{11}	51	3	c_{25}	13,20	
	c_2	26	c_{39}	1,3,6,7		c_{26}	35	
	c_3	45	2	c_{15}		33,39,40	c_{28}	8,32

为评估算法的优化效果,以货物集合0、1为例,绘制传统遗传算法与改进遗传算法的迭代收敛曲线,如图5所示。

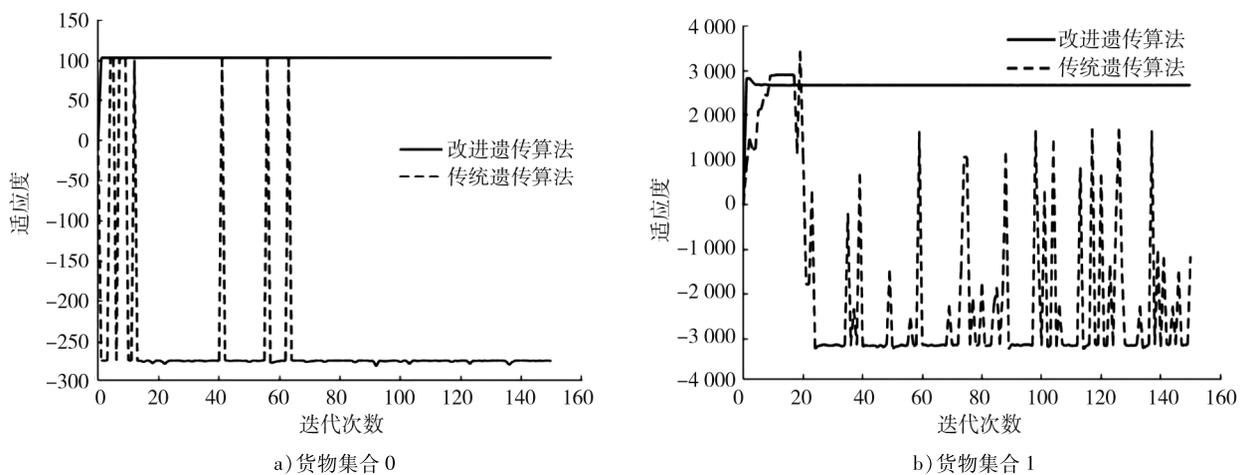


图5 传统遗传算法与改进遗传算法的迭代收敛曲线

由图5可知:改进遗传算法的收敛速度比传统遗传算法快,达到收敛后曲线更平稳,波动较小;传统遗传算法在迭代中后期仍存在明显振荡,收敛过程不稳定,难以在有限迭代次数内达到平稳状态。

改进遗传算法与传统遗传算法下车货匹配方案的车方利润、货方成本及网络货运平台收益如表6所示。

表6 不同算法下车货匹配方案的车方利润、货方成本及网络货运平台收益

遗传 算法	车方利润/元				货方成本/元				网络货运平台收益/元			
	集合0	集合1	集合2	集合3	集合0	集合1	集合2	集合3	集合0	集合1	集合2	集合3
改进	2 512.3	21 151.0	6 103.7	21 769.0	17 464.0	45 794.0	19 230.5	38 980.0	1 457.9	4 179.7	1 730.0	3 590.0
传统	1 894.9	15 047.0	4 108.5	16 578.0	18 046.0	51 080.0	21 730.0	42 179.0	1 444.2	4 175.8	1 690.0	3 585.2

由表6可知:相较于传统遗传算法,改进遗传算法匹配方案的车方利润在4个货物集合上分别增加约32.6%、40.6%、48.6%、31.3%,货方成本相应减少约3.2%、10.3%、11.5%、7.6%,平台收益分别增加约0.9%、0.1%、2.4%、0.1%,表明改进遗传算法能更有效地为车方匹配高收益的运输任务,在显著提高车方利润的同时未增加货方负担,并带动平台收益小幅提高。改进遗传算法在统筹车方、货方与平台三方利益方面表现更优,能在降低货方成本的基础上,提高车方利润与平台收益,验证了三阶段车货供需匹配模型及求解算法的有效性实用性。

4 结束语

针对网络货运平台车货供需匹配问题,设计了一种三阶段车货供需匹配模型,第一阶段为货物属性分类模型,第二阶段为车辆信息筛选模型,第三阶段为多目标匹配模型,该模型综合考虑车方、货方和网络货运平台的需求,每一阶段以前一阶段的求解结果作为基础,通过分阶段、递进式的匹配流程,逐步实现货物的高效整合与优化配置。引入贪心算子、Circle混沌映射、反向学习策略及模拟退火机制改进遗传算法求解模型。结果表明:相较于传统遗传算法,改进遗传算法所得匹配方案在装载效率与车辆利用率上表现更优,在货物总量相同的情况下,所用车辆更少,单车装载货物更多,装载集中度显著提高;在算法收敛性能方面,改进算法收敛速度更快,收敛过程更稳定,波动较小;改进遗传算法在货方成本降低、网络货运平台收益微增的基础上,显著提高车方利润,在4个货物集合上,车方利润分别增加约32.6%、40.6%、48.6%、31.3%,货方成本相应减少约3.2%、10.3%、11.5%、7.6%,平台收益分别增加约0.9%、0.1%、2.4%、0.1%。

未来研究可进一步引入人工智能技术,通过智能预测市场趋势与运输需求,结合货物属性、车辆特征与实时路线信息,实现动态、精准的智能匹配与资源配置优化,持续提高网络货运平台的整体运营效率与服务能力。

参考文献:

- [1] 国务院办公厅. “十四五”现代物流发展规划[EB/OL]. (2022-05-17)[2024-06-18]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2022-12/15/content_5732092.htm.
- [2] 张碧玉,刘毅,孙哲,等. 考虑协同配送的两阶段车货匹配推荐系统[J]. 物流科技, 2023, 46(20):95-104.
- [3] 黄泽滨. 基于空间特征分析的网络货运平台匹配策略与路径优化研究[D]. 西安:长安大学, 2022.
- [4] WANG Z H, LI Y Y, GU F, et al. Two-sided matching and strategic selection on freight resource sharing platforms[J]. Physica A:Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 559:125014.
- [5] FENG M, CHENG Y R. Solving truck-cargo matching for drop-and-pull transport with genetic algorithm based on demand-capacity fitness[J]. Alexandria Engineering Journal, 2021, 60(1):61-72.
- [6] 王娜,李引珍,柴获. 考虑匹配均衡性的供需双方多对多双边匹配决策方法[J]. 西南交通大学学报, 2022, 57(2):425-433.
- [7] YUAN N, LIANG H M, HUANG M, et al. A two-sided logistics matching method considering trading psychology and matching effort under a 4PL[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2023, 14(4):659-674.
- [8] 陆慧娟,安春霖,程倬,等. 基于SaaS和CSCW的车货匹配系统研究与应用[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),

- 2012, 40(增刊1):324-327.
- [9] 余以胜, 刘鑫艳. 基于改进 Balance 算法的车货匹配研究[J]. 武汉理工大学学报, 2016, 38(10):47-54.
- [10] XIE K W, XU H Y, LV H X. Two-sided matching on comprehensive transportation network emergency vehicles' allocation [J]. Journal of Advanced Transportation, 2021:6817013.
- [11] 黄凯悦. 智慧物流平台下铁路物流供需匹配研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2022.
- [12] 倪少权, 罗轩, 肖斌. 考虑三方利益的车货匹配优化[J]. 西南交通大学学报, 2023, 58(1):48-57.
- [13] HU S, SHU S Q, CHEN Z R, et al. Sustainable impact analysis of freight pooling strategies on city crowdsourcing logistics platform[J]. Transportation Research Part D:Transport and Environment, 2024, 130:104167.
- [14] 张青杰. 基于物流供需信息的组合匹配模型研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2017.
- [15] 孙鲁阳. M公司公路货运平台车货匹配优化研究[D]. 大连:大连交通大学, 2023.
- [16] 韩梅. 铁路货运技术[M]. 3版. 北京:中国铁道出版社, 2018.
- [17] 黄小兵. 采用多目标遗传算法对五自由度车辆振动模型优化[J]. 机械设计与制造, 2017(8):65-68.
- [18] 杨新渥, 张宇菲, 张召悦. 基于混合遗传算法的无人机与车辆协同应急物资配送路径优化研究[J]. 综合运输, 2024, 46(7):130-138.
- [19] 周昊. 基于航拍视频的高速公路出口匝道货车运行特征及影响研究[D]. 南京:东南大学, 2018.
- [20] 马佰钰, 李贺鑫, 马千里, 等. 碳排放约束下无人机-卡车联合配送问题[J]. 系统工程, 2024, 42(2):60-69.

A three-stage vehicle-cargo supply-demand matching model for online freight platforms

ZHAO Shuang, WEI Qing

School of Information Engineering and Artificial Intelligence, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730020, China

Abstract: To improve vehicle-cargo matching efficiency on online freight platforms, a three-stage supply-demand matching model is proposed that accounts for the needs of carriers, shippers, and the platform. Stage 1 constructs a cargo attribute classification model to identify and eliminate conflicts among different cargo attributes. Stage 2 develops a vehicle information screening model to extract each vehicle's high-frequency delivery regions. Stage 3 formulates a multi-objective matching model with objective functions that maximize carrier profit, minimize shipper cost, and maximize platform revenue. A traditional genetic algorithm is enhanced with a greedy operator, a circle chaotic map, an opposition-based learning strategy, and a simulated annealing mechanism, and the enhanced algorithm is used to solve the model. An empirical analysis is conducted using Guangzhou-origin freight and vehicle postings released by the China Wutong Network. The results indicate that the matching solutions obtained with the improved genetic algorithm outperform those from the standard genetic algorithm in overall loading efficiency and vehicle utilization. Given the same total shipment volume, the improved algorithm completes transport tasks with fewer vehicles, increases the average number of loads per vehicle, and significantly improves load consolidation. It also converges faster and exhibits a smoother, less volatile post-convergence curve. Compared with the standard genetic algorithm, the improved algorithm increases carrier profit by approximately 32.6%, 40.6%, 48.6%, and 31.3% across four cargo sets, reduces shipper cost by about 3.2%, 10.3%, 11.5%, and 7.6%, and raises platform revenue by about 0.9%, 0.1%, 2.4%, and 0.1%, respectively. Overall, the three-stage matching model and the improved genetic algorithm better balance the interests of carriers, shippers, and online freight platforms.

Keywords: three-stage; online freight platform; vehicle and cargo matching; improved genetic algorithm

(责任编辑:赵玉真)