

控制与决策

Control and Decision

面向冷链物流配送路径优化的知识型蚁群算法

任腾, 罗天羽, 李姝萱, 向尚, 肖和录, 邢立宁

引用本文:

任腾, 罗天羽, 李姝萱, 等. 面向冷链物流配送路径优化的知识型蚁群算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 545–554.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0160>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于时空聚类求解带容积约束的选址-路径问题

Time-space cluster based location-routing problem with capacitate constraints

控制与决策. 2021, 36(10): 2504–2510 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0073>

基于 $\text{pm}3\sigma$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划

Path planning of mobile robot based on $\text{pm}3\sigma$ normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

基于16方向24邻域改进蚁群算法的移动机器人路径规划

Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

基于粒子群算法的满载需求可拆分车辆路径规划

Split vehicle route planning with full load demand based on particle swarm optimization

控制与决策. 2021, 36(6): 1397–1406 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1323>

基于改进蚁群算法的多值属性系统故障诊断策略

Fault diagnosis strategy of multi-valued attribute system based on improved ant colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2722–2728 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0529>

面向冷链物流配送路径优化的知识型蚁群算法

任 腾¹, 罗天羽¹, 李姝萱¹, 向 尚², 肖和录³, 邢立宁^{2†}

(1. 中南林业科技大学 物流与交通学院, 长沙 410004; 2. 国防科学技术大学
系统工程学院, 长沙 410000; 3. 湖南师范大学 商学院, 长沙 410081)

摘 要: 生鲜电商、冷链宅配的盛行使冷链物流订单呈现出“小批量、多批次、易腐坏”的特点,进一步增大了城市冷链物流配送路径优化的必要性与难度. 鉴于此,同时考虑顾客满意度和道路拥堵状况,构建最小化总成本的冷链车辆路径优化数学模型. 为求解该问题,将知识型精英策略下的禁忌搜索算子和动态概率选择的知识模型融入蚁群算法,设计一种新的知识型蚁群算法. 通过对模拟实例和真实实例进行仿真实验,对传统蚁群算法、基于禁忌搜索改进的蚁群算法与所提出的知识型蚁群算法进行对比分析,验证了所构模型和知识型蚁群算法的有效性.

关键词: 冷链物流配送; 车辆路径优化; 实时道路状况; 客户满意度; 知识型蚁群算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0160

引用格式: 任腾,罗天羽,李姝萱,等. 面向冷链物流配送路径优化的知识型蚁群算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 545-554.

Knowledge based ant colony algorithm for cold chain logistics distribution path optimization

REN Teng¹, LUO Tian-yu¹, LI Shu-xuan¹, XIANG Shang², XIAO He-lu³, XING Li-ning^{2†}

(1. School of Logistics and Transportation, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China; 2. School of Systems Engineering, National Defense University of Science and Technology, Changsha 410000, China; 3. School of Business, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

Abstract: The popularity of fresh e-commerce and cold chain home delivery makes the cold chain logistics orders present the characteristics of "small batch, multi batch, perishable", which further increases the necessity and difficulty of urban cold chain logistics distribution path optimization. Considering both customer satisfaction and road congestion, this paper constructs a mathematical model of cold chain vehicle routing optimization to minimize the total cost. In order to solve this problem, a new knowledge-based ant colony algorithm is designed by integrating the tabu search operator under the knowledge-based elitist strategy and the knowledge model of dynamic probability selection into the ant colony algorithm. Through the simulation experiments of simulation examples and real examples, the traditional ant colony algorithm, the improved ant colony algorithm based on tabu search and the knowledge based ant colony algorithm proposed in this paper are compared and analyzed, and the effectiveness of the proposed model and knowledge-based ant colony algorithm is verified.

Keywords: cold chain logistics distribution; vehicle routing optimization; real-time road condition; customer satisfaction; knowledge based ant colony algorithm

0 引 言

随着社会经济的不断发展以及人民物质生活水平的不断提升,人们对各类绿色生鲜产品的需求逐渐提高,冷链产业也随之迅速发展. 世界资源学院的统计结果显示,全球有 20% 的碳排放来源于交通运输行业. 低碳经济发展正在成为学术界、企业界和世界

各国研究的焦点^[1-2]. 一方面,随着全球低碳经济转型的逐步推进,企业减少碳交易相关的运营成本成为大势所趋;另一方面,减少车辆油耗的同时也能响应绿色物流的号召. 因此,对冷链物流车辆路径优化问题进行研究的同时考虑节能减排是非常重要的.

冷链物流配送路径优化作为车辆路径优化问题

收稿日期: 2021-01-26; 录用日期: 2021-06-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61773120); 智慧物流技术湖南省重点实验室项目(2019TP1015); 北京市智能物流系统协同创新中心开放项目(BILSCIC-2019KF-25).

责任编委: 唐加福.

[†]通讯作者. E-mail: xinglining@gmail.com.

(vehicle routing problem, VRP)的一种变体,属于典型的NP-hard问题^[3].针对冷链物流配送路径优化问题,国内外学者已经进行了较多研究.Chen等^[4]针对易腐食品的生产调度和配送问题,提出了一种新型启发式算法对模型进行求解.王凌等^[5]总结了协同进化算法的机制,并介绍了其在若干领域的应用与发展方向.为了改善成本最小化模型在冷链物流配送中的应用现状,Zhang等^[6]设计了一种基于多目标启发式函数的改进蚁群算法对模型进行求解.方文婷等^[7]针对冷链物流优化问题,设计了一种结合A*算法和蚁群算法的混合蚁群算法.随着所研究问题复杂难度越来越大,对于生鲜农产品的配送问题,学者们设计了诸如粒子群算法、改进模拟退火算法和人工蜂群算法等启发式算法对模型进行求解^[8-12].在以往的研究中,大多数综合考虑车辆运输成本和制冷成本,未将车辆运行过程中的油耗成本单独进行分析,但这两种成本中都包括油耗成本,所以在对综合成本进行优化时容易对油耗成本进行重复计算而导致结果不准确.

现有对于冷链物流配送的车辆路径优化研究主要存在两个问题:1)针对冷链物流路径优化问题,许多学者研究的是静态网络下的车辆路径优化,即如何以配送总成本最小化为目标,合理安排车辆的配送路线和装载顺序;另一方面,很多学者均侧重于研究配送过程中碳排放量的优化问题,并在理论场景下研究道路状况等多种因素下的冷链配送路径优化问题,运用启发式算法、精确算法、元启发式算法等智能算法解决同类路径优化问题^[13-16].2)蚁群算法具有较好的鲁棒性和并行性,广泛应用于求解VRP问题中^[17-20],但由于蚁群算法的局部搜索能力较差,其对VRP问题进行求解需要进一步优化提升.

针对以上问题,本文综合考虑实时道路状况和客户满意度的前提下,构建总成本最小化数学模型.同时基于传统蚁群算法,通过添加知识型精英策略下的禁忌搜索算子和动态概率选择的知识模型,设计一种知识型蚁群算法.利用迭代中记录的有效信息指导后续操作,并基于多套实验案例与传统蚁群算法和禁忌搜索改进的蚁群算法进行对比以验证算法的求解性能.

1 问题描述及建模

1.1 问题描述

冷链物流配送路径优化问题具体可描述如下:冷链物流配送中心拥有 K 辆同类型的专用冷藏配送车,为该区域内的 N 个需求点提供产品的配送服务,

各配送车辆从同一配送中心出发服务完各需求点后返回配送中心,配送车辆的速度会受到实时路况早晚高峰、恶劣天气等因素的影响.在本问题的求解中,要求车辆路径规划中充分考虑配送顺序以及实时路况,如图1所示.

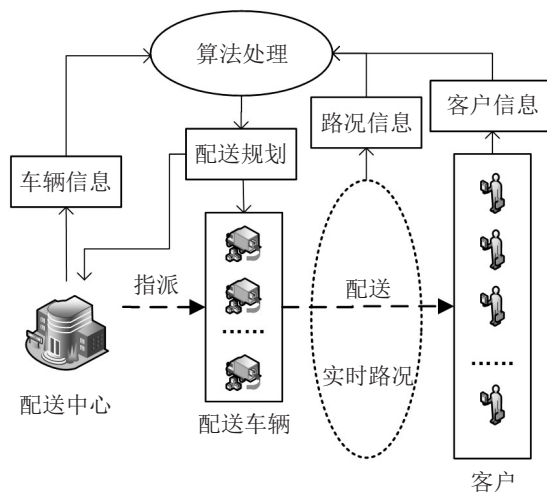


图1 基于实时道路拥堵状况的冷链物流配送

1.2 问题假设

在节能减排的基础上,如何利用现有资源在考虑道路状况、客户需求量、时间窗和车载量的前提下,为冷链配送中心规划出一套合理的配送策略,使得配送车辆能够在满足所有客户需求的同时,最小化运输过程中所产生的固定成本、制冷成本、碳排放量成本、惩罚成本等总成本是本文需要解决的主要问题.基于此,给出如下假设.

假设1 假设车辆每次配送的起点和终点都为配送中心.

假设2 假设配送点地理位置和需求量已知.

假设3 所有客户都需要被服务,每个客户只被一辆车服务一次,一辆车可服务多个客户点.

假设4 车辆在配送过程中货物的总重量随着被服务客户点的需求量而变化.

假设5 车辆在行驶过程中的速度受实际路况的影响而变化.

假设6 假设客户点服务时间为0.

假设7 假设车辆开关车门对车辆内外温差无影响.

1.3 已知参数

本文涉及的已知参数如下:

W : 配送网络 $W = (L, A)$, 节点 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$, 节点之间的弧集 $A = \{(i, j) \mid i, j \in L, i \neq j\}$;

l_m : 配送中心点 l_1 及各个客户的配送节点 ($m = 1, 2, \dots, n$);

d_{ij} : 节点 i 到 j 之间的距离;

q_i : 节点 i 对应的货物需求量;

Q : 每辆车的最大载重量;

q_{ijk} : 节点 i 到 j 之间车辆 k 的载重量;

S_{ij} : 车辆在节点 i 到节点 j 路径上的平均速度;

t_{ijk} : 车辆 k 从 i 到 j 所花费的时间;

C : 车辆配送时的总成本;

ϕ : 车量每公里的油耗费用;

v_{ijk} : 车辆 k 在 i 点与 j 点间行驶的速度;

T_i : 车辆到达需求点 i 的时间;

E_i : 允许车辆到达客户点 i 的最早时间;

L_i : 允许车辆到达客户点 i 的最晚时间;

e_i : 客户点 i 满意的时间下限;

l_i : 客户点 i 满意的时间上限;

α_c : 碳排放固定值系数, $c \in (0, 1, 2, 3)$;

p_0 : 单位时间运输造成的货损常数;

p_1 : 单次开放车门造成的货损常数;

β : 碳排放固定值系数;

P_g : 配送单位重量的货物行驶单位距离时, 制冷设备产生的碳排放;

ω : 单位碳排放成本.

1.4 变量分析

1.4.1 决策变量分析

为了方便模型分析, 对配送中心和各客户点进行编号. 集合 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ 为配送中心以及所有客户点集合, l_1 代表配送中心, $l_2, l_3, \dots, l_n$ 代表客户点. 决策变量 x_{ijk} 的取值为

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 由节点 } i \text{ 驶向节点 } j; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

当车辆 k 由节点 i 直接驶向节点 j (即车辆 k 经过路径 (i, j)) 时为 1, 否则为 0.

1.4.2 成本变量分析

根据问题描述和问题假设, 考虑实时交通信息的城市冷链物流配送问题的总成本 C 可由 3 部分表述: 车辆配送成本 C_1 、惩罚成本 C_2 、碳排放成本 C_3 . 现对上述 3 个成本计算方式进行介绍.

1) 车辆配送成本 C_1 .

在本文所研究的问题背景下, 配送过程中产生的固定成本包括两个方面: 一方面为配送过程中由于车辆折旧以及后续保养所造成的成本, 另一方面为配送所消耗的燃油的变动成本. 因此, 借鉴同类型相关研究成果^[7,21], 在考虑车辆行驶过程中所产生配送成本的基础上, 构建车辆配送成本的表达函数. 假设车辆行驶单位时间所需保养费用为 a 元, 折旧费用为 b

元, 单位时间消耗燃油费用为 ϕ , 则配送成本 C_1 为

$$C_1 = (a + b + \phi) \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_{ijk} x_{ijk} t_{ijk}. \quad (1)$$

2) 惩罚成本 C_2 .

在冷链配送环节中, 送达客户时间与产品质量水平为客户满意度的两大影响因素. 本文采用带有惩罚函数的软时间窗描述客户对于配送时效性的满意程度. 当送达时间在客户 i 规定的时间段 $[e_i, l_i]$ 内时, 客户满意度最大, 取惩罚成本为 0; 若配送车辆推迟或提早一段时间送达, 则客户满意度随着偏离时间的增大而减小, 惩罚成本随着等待成本系数 u_1 或迟到成本系数 u_2 的增加而增大. 综上, 时间窗惩罚成本函数为

$$C_{ki}^3(T_i) = \begin{cases} u_1(e_i - T_i), & 0 \leq T_i \leq e_i; \\ 0, & e_i \leq T_i \leq l_i; \\ u_2(T_i - l_i), & l_i < T_i < +\infty. \end{cases} \quad (2)$$

在冷链运输过程中, 长时间运输易造成货物变质的情况, 同时货物对温度等环境变化较为敏感, 为了卸货而打开车箱门将加剧车箱内外的热交换, 造成货损成本进一步增加. 由于冷链配送车辆自身设备能够将车箱温度控制在相对安全的范围内, 本文考虑货损成本仅与运输时间、车箱门开关次数有关. 借鉴同类型相关研究成果^[22] 构建惩罚成本的表达函数, q_i 为 i 点货物需求量, T_i 为车辆到达 i 点时间, p_0 为单位时间货损成本, p_1 为单次卸货造成的货损成本. 货损成本为

$$C_k^3 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} (q_i T_i p_0 + p_1). \quad (3)$$

总惩罚成本为

$$C_2 = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{i=1}^n C_{ki}^3(T_i + C_k^3) \right). \quad (4)$$

3) 碳排放成本 C_3 .

在车辆进行配送工作时, 其消耗的燃油与车辆载重、车辆速度存在联系^[23]. 传统配送车辆主要通过燃油燃烧制造碳排放, 结合文献^[24], 本文利用爬虫软件在高德地图上爬取节点间距离、时间等实时路况数据, 将其转化为车辆平均速度进行碳排放计算. α_c 为碳排放系数, $c \in (0, 1, 2, 3)$; v_{ijk} 为车辆 k 从 i 到 j 间的速度; d_{ij} 为 i 与 j 间的距离. 碳排放量、行驶距离与实时车速之间的关系如下所示:

$$P_{ijk}^0 = \left(\alpha_0 + \alpha_1 v_{ijk} + \alpha_2 v_{ijk}^3 + \frac{\alpha_3}{v_{ijk}^2} \right) d_{ij}. \quad (5)$$

由文献^[25], 配送途中因车辆载重产生的碳排放量为

$$P_{ijk}^1 = \beta d_{ij} q_{ijk}. \quad (6)$$

其中: β 为载重碳排放系数, q_{ijk} 为节点 i 到 j 之间车辆 k 的重量.

在运输途中冷链车辆为了保持产品的新鲜程度, 需要使用制冷设备并保持运行以减小货损, 其制冷设备需要靠汽车发动机驱动, 本文将制冷设备产生的碳排放纳入成本考虑, 并假设开关车门对车辆内外温度差无影响, 由温度变化而产生的碳排放不予考虑. 借鉴同类型相关研究成果^[26-27], 构建制冷设备碳排放量的表达函数为

$$P_{ijk}^2 = P_g d_{ij} q_{ijk}, \quad (7)$$

其中 P_g 为配送单位重量的货物行驶单位距离时, 制冷设备产生的碳排放.

综上, 碳排放成本为

$$C_3 = \omega(P_{ijk}^0 + P_{ijk}^1 + P_{ijk}^2), \quad (8)$$

其中 ω 为碳排放成本系数.

1.5 数学模型

基于上述描述, 在考虑道路状况的基础上, 构建冷链物流配送路径优化数学模型, 建立以配送过程中所产生的车辆配送成本 C_1 、惩罚成本 C_2 、碳排放成本 C_3 的总成本最小为目标函数的数学模型, 有

$$\min C = C_1 + C_2 + C_3; \quad (9)$$

$$C_1 = (a + b + \phi) \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v_{ijk} x_{ijk} t_{ijk},$$

$$C_2 = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{i=1}^n C_{ki}^3 (T_i + C_k^3) \right),$$

$$C_3 = \omega \left(\left(\alpha_0 + \alpha_1 v_{ijk} + \alpha_2 v_{ijk}^3 + \frac{\alpha_3}{v_{ijk}^2} \right) d_{ij} + \beta d_{ij} q_{ijk} + P_g d_{ij} q_{ijk} \right).$$

$$\text{s.t. } x_{ijk} = 0 \text{ or } 1, \forall k, i, j, i \neq j; \quad (10)$$

$$q_k \leq Q, k \in K; \quad (11)$$

$$\sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1, i \in \{1, 2, \dots, n\}; \quad (12)$$

$$\sum_{i=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1, j \in \{1, 2, \dots, n\}; \quad (13)$$

$$\sum_{i=0}^n q_i \cdot \sum_{j=0}^n x_{ijk} \leq Q, k \in K, i \neq j; \quad (14)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ijk} = \sum_{j=1}^n x_{jik} \leq 1,$$

$$k \in K, i \in \{1, 2, \dots, n\}; \quad (15)$$

$$T_{ijk} = T_{ik} + t_{ijk} x_{ijk}, \forall i, j, i \neq j. \quad (16)$$

约束(10)表示车辆 k 从节点 i 到节点 j 服从 0-1 变量; 约束(11)表示单个客户的需求均小于车辆的最大装载量; 约束(12)和(13)分别表示出度和入度为 1, 即所有客户都被服务一次; 约束(14)表示车辆所服务的客户总需求不超过其最大载重量; 约束(15)表示车辆从配送中心出发, 并返回配送中心; 约束(16)表示配送的连续性, 其中 T_{jk} 为车辆 k 到达节点 j 的时刻, T_{ik} 为车辆 k 离开节点 i 的时刻.

2 算法设计

作为一种进化算法, 蚁群算法通过模拟自然界中蚂蚁寻找食物的过程寻找问题的最优解, 具有正反馈、鲁棒性强等优点, 在路径优化问题上得到了广泛运用. 但蚁群算法作为一种启发式全局优化算法, 对局部搜索能力较差, 基于此, 本文的算法设计从以下两个方面展开:

1) 为了提升求解质量, 将动态概率选择的知识模型融入蚁群算法, 具体过程为: 在算法运行早期, 知识模型挖掘出来的有用知识对算法后续优化过程的指导作用不明显, 随着迭代次数逐渐增加, 算法本身挖掘出来的有用知识对后续优化过程的指导作用逐渐明显, 最终收敛于一个质量较高的满意解.

2) 为了加快算法的收敛速度, 借鉴文献[28]算法的设计思想, 将知识型精英策略下的禁忌搜索算子融入蚁群算法, 并与知识模型进行优化组合, 以提高蚁群算法的效率.

2.1 编码方式

根据冷链物流配送车辆路径规划问题的特殊性, 采用自然数编码进行求解. 每只蚂蚁由 n 位自然数编码组成, 其中配送中心编码为 1, 客户点编码为 2, 3, ..., n . 知识型蚁群算法运行机制如图 2 所示.

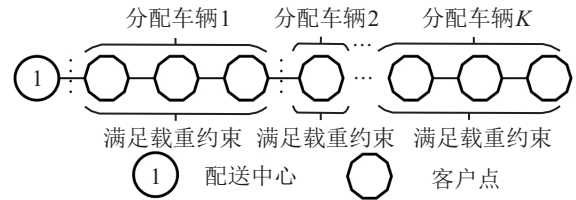


图2 知识型蚁群算法运行机制

2.2 知识模型指导的禁忌搜索算子设计

传统蚁群算法求解本代所有蚂蚁个体后, 设置搜索对象 B_s 为最优解, 初始化搜索计数器 T , 然后生成该目标解的邻域, 选取较优解进行比对, 更新禁忌表, 并更新操作对象 B_s , 直到搜索计数器 T 达到 $T_{\max}$ 时输出找到的解. 当算法找到更优解时将搜索计数器 T 初始化并继续搜索. 利用该算法对蚁群算法的结果进行改进, 可以在一定程度上弥补蚁群算法局部

搜索能力差的缺点.

当满足知识模型的激活条件时,使用知识模型指导禁忌搜索算法进行求解,其指导作用表现在以下两个方面:所记录的历史最优解大概率会在搜索过程中作为搜索对象;历史最优解以动态选择概率替换较差邻域解.

2.3 动态选择概率规则

为了进一步改进蚁群算法的局部搜索能力,引入精英策略作为禁忌搜索算法的改进,以提升改进后蚁群算法的性能.当出现的最优解个数 N_s 大于阈值 T_r 时,初始化调用出现过的最优解并按照动态选择概率随机选取 U 个,替换邻域解中最差的 U 个等量解.为了比较不同动态选择概率对知识型蚁群算法的性能影响,选择两种概率计算方式进行对比实验. t 时刻两种知识型动态选择概率计算如下:

$$P_A^1(t) = \frac{1}{\sum_{B=1}^{N_s} \frac{1}{T_B^i}}, \quad (17)$$

$$P_A^2(t) = \frac{\ln(T_A^i + 1)}{\sum_{B=1}^{N_s} \ln(T_B^i + 1)}, \quad (18)$$

其中 T_A^i 为历史最优解 A 的未改进次数.当解 A 被选择且没有最优值更新时, T_A^i 更新规则为

$$T_A^i = T_A^i + 1. \quad (19)$$

当求解规模较大时,在每次迭代中加入各个历史最优解有利于增大采样空间,将前代搜索到的优秀解加入本代禁忌搜索的范围,能够保证算法初始求解对象的质量,有利于提高优化结果的精度,从而提高算法收敛速度.相较于传统的随机选择,知识型动态选择概率能够在每次搜索后选择 A 替换邻域解,并且在最优值没有更新时改变下一次知识型精英策略选择该解的概率.相比选择最优历史解的精英策略,采用知识型动态选择概率更有利于算法既能够在原有最优解的基础上进行求解,又能避免算法局限在有限解内.

2.4 信息素更新策略

为保留知识模型对算法求解的指导能力,借鉴文献[29]中的信息素更新策略,仅在算法迭代完成后,对所寻找到的最优路径进行全局更新.最优路径全局信息素更新规则和非最优路径更新规则如下所示:

$$\tau_{ij}(it+1) = \tau_{ij}(it)(1-\rho) + \rho\Delta\tau_{ij}(it), \quad (20)$$

$$\tau_{ij}(it+1) = \tau_{ij}(it)(1-\rho). \quad (21)$$

其中: $\tau_{ij}(it)$ 为第 it 代 i 到 j 上的信息素大小, ρ 为信息素蒸发参数, $\Delta\tau_{ij}(it)$ 为信息素更新量.信息素更新量为

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{\sigma}{C}. \quad (22)$$

2.5 算法流程

基于传统蚁群算法,加入知识型精英策略下的禁忌搜索算子和知识型动态概率后,所设计的知识型蚁群算法求解流程如下所示.

step 1: 初始化参数和迭代次数.

step 2: 初始化蚂蚁群体.

step 3: 调取信息素浓度、适度值,计算待选取点的选择概率,利用轮盘赌选择转移点.

step 4: 判断是否所有蚂蚁已完成寻优,是则转至 step 5,否则转至 step 3.

step 5: 计算所有蚂蚁的适度值,得到最优个体及其目标值.

step 6: 设定禁忌搜索算法参数,初始化禁忌表和搜索次数计数器.

step 7: 判断搜索次数是否达到上限,是则转至 step 12,否则转至 step 8.

step 8: 判断是否完成邻域搜索,是则转至 step 10,否则转至 step 9.

step 9: 进行邻域搜索,若新的邻域解更优则更新操作对象为该邻域解,转至 step 8,否则转至 step 10.

step 10: 判断是否达到精英策略阈值,是则调取精英个体,并按照动态选择策略替换掉较差的等量邻域解,否则转至 step 11.

step 11: 检查禁忌表,根据禁忌搜索规则修改搜索对象,得到本次搜索最优解和历史最优解,返回 step 7.

step 12: 根据历史最优解更新全局信息素,判断是否达到最大迭代数,是则转至 step 13,否则转至 step 3.

step 13: 输出算法结果.

3 实例求解与分析

3.1 求解参数及环境

采用 Matlab 2018b 编码,在 AMD Ryzen 3700x 4.2 GHz(16 GB RAM),操作系统为 Win10 的环境下进行求解.为了研究方便,将需求点的直线距离作为案例的配送距离,对于道路实时速度,利用 Python 从高德地图爬取 67 个点之间的路程距离及驾车行驶时间,由速度公式计算得到.本文求解参数中,车辆最大载重量 $Q = 15$;单位千米油耗费用 $\phi = 0.07$;单位千

米保养费用 $a = 0.05$; 单位千米折旧费用 $b = 0.03$; 车辆提前到达惩罚成本 μ_1 、推迟到达惩罚成本 μ_2 均为 10; 碳排放固定值系数 α_0 、 α_1 、 α_2 、 α_3 分别为 1.576、17.6、0.001 17、36.067; 最大迭代次数 $\text{iter_max} = 200$.

3.2 实验算例

选取以 C 市某冷链公司为中心的 20 km 范围内 66 个小区为配送点, 该冷链中心为配送中心建立平面直角坐标进行实验. 为了验证不同规模数据下所设计新型知识型蚁群算法的有效性, 将 66 个配送点

集合进行筛选处理, 在保证配送合理性的前提下, 产生小规模(1 个配送中心和 16 个顾客点)、中规模(1 个配送中心和 33 个顾客点)和大规模(1 个配送中心和 66 个顾客点)3 种数据规模进行仿真实验. 设定配送中心为 l_1 , 需求点为 $l_i(i = 2, 3, \dots)$, 其中 34 个算例如表 1 所示. 为了验证所构造算法的有效性并证明算法在不同场景下的适用性, 基于获取到的真实算例, 采用随机偏移的原则将中规模的 33 个需求点按概率 P 进行随机再生成, 由此产生 30 套模拟数据, 进行下一步的分析对比实验.

表 1 中规模真实数据算例

编号	坐标	需求量	客户服务时间窗	编号	坐标	需求量	客户服务时间窗
1	(186.59, 89.75)	/	0	18	(140.80, 120.9)	2	[2/6, 1+35/60]
2	(155.86, 79.78)	2.1	[4/6, 1+3/6]	19	(137.46, 74.99)	1.8	[2/6, 1+55/60]
3	(163.20, 92.59)	1.9	[15/60, 1+1/6]	20	(242.39, 100.89)	2.1	[1/6, 1+1/6]
4	(153.41, 96.64)	1.9	[1/6, 55/60]	21	(144.18, 140.31)	1.9	[25/60, 1+3/6]
5	(142.67, 59.87)	2.0	[3/6, 1+25/60]	22	(210.45, 125.34)	2.5	[4/6, 1+25/60]
6	(134.15, 62.90)	2.4	[25/60, 1+15/60]	23	(138.68, 123.45)	2.1	[1+4/6, 2]
7	(158.95, 157.29)	2.3	[1+3/6, 2+4/6]	24	(157.32, 98)	1.7	[1/6, 1+1/6]
8	(141.83, 123.06)	2.5	[2/6, 1+3/6]	25	(188.94, 106.32)	1.6	[2/6, 55/60]
9	(130.37, 119.71)	2.4	[1+3/6, 2]	26	(124.56, 78.21)	1.8	[1/6, 1+3/6]
10	(189.02, 139.27)	1.6	[15/60, 1+25/60]	27	(133.45, 111.55)	2.3	[1, 2]
11	(204.48, 72.12)	2.0	[1, 1+3/6]	28	(192.23, 98.66)	2.1	[1/6, 45/60]
12	(136.35, 69.52)	1.8	[5/6, 2+1/6]	29	(159.83, 112.36)	1.7	[1+1/6, 1+55/60]
13	(144.69, 136.02)	2.7	[1+5/6, 2+3/6]	30	(175.62, 98.36)	1.8	[3/6, 1]
14	(223.15, 141.78)	1.7	[35/60, 1+5/6]	31	(203.11, 115.68)	1.9	[1/6, 1+1/6]
15	(216.74, 75)	1.6	[4/6, 55/60]	32	(186.35, 100.32)	2.3	[2/6, 1+15/60]
16	(151.77, 96.08)	1.9	[3/6, 1+15/60]	33	(122.46, 150)	2.4	[1+15/60, 2+1/6]
17	(129.83, 54.48)	2.4	[1+1/6, 2+1/6]	34	(170.65, 100.25)	2.1	[45/60, 1]

3.3 结果分析

为了对比 $P_A^1(t)$ 与 $P_A^2(t)$ 对算法性能的影响, 基于 5 套中规模模拟数据进行求解, 每种选择概率均执行 20 次, 取平均值作为实验结果, 如表 2 所示.

表 2 不同动态选择概率实验结果对比

$P_A(t)$ 概率计算方式	模拟数据求解 20 次的平均结果
$P_A^1(t)$	73 922.984 48
$P_A^2(t)$	75 203.339 44

由表 2 可见, 选择概率 $P_A^1(t)$ 的求解效果优于 $P_A^2(t)$. 利用 $P_A^1(t)$ 作为选择概率拥有更好的局部搜索能力, 能够进一步弥补传统蚁群算法的缺点. 因此, 后续实验均选择 $P_A^1(t)$ 作为动态选择概率进行实验, 并将知识型蚁群算法的优化结果与禁忌搜索改进的蚁群算法以及传统蚁群算法所得结果进行对比.

为分析模型和算法中参数的敏感性, 选用中规模算例在一定偏移范围内对不同参数集进行 10 次实

验, 选取 10 次实验结果平均值进行对比. 另一方面, 为了验证基于参数集合 1 所得到的实验结果不属于小概率事件, 对所有参数集合测算的综合总成本进行显著性检验(显著性水平 $\alpha_1 = 0.05$), 其中参数敏感性分析实验结果如表 3 所示.

由表 3 可见, 当增加邻域搜索次数、邻域保留空间大小及禁忌搜索尝试次数时, 虽然能够在一定程度上保证解的质量, 但算法的收敛速度会降低. 同时信息素和启发值重要程度因子为蚁群算法在构造可行解时提供参考, 过大容易使算法陷入局部最优解, 过小则难以体现其对算法的指导能力. 另一方面, 通过提高知识模型指导阈值会在一定程度上削弱算法的收敛能力, 而算法的收敛能力降低则难以保证知识模型的指导质量, 同时信息素蒸发参数过小会导致各路径残留信息素过多, 进而影响算法收敛速度, 过大则易使算法陷入局部最优, 难以保证搜索质量.

表3 参数敏感性分析实验

参数集合	邻域搜索大小	邻域保留空间大小	禁忌搜索尝试次数	信息素重要程度因子	启发式重要程度因子	知识型模型指导阈值	信息素蒸发参数	综合总成本	标准差
1	50	30	60	1	3	3	0.4	42 445.443	629.412
2	30	30	60	1	3	3	0.4	43 292.889	768.615
3	80	30	60	1	3	3	0.4	42 476.506	1 034.903
4	50	20	60	1	3	3	0.4	42 777.001	806.815
5	50	40	60	1	3	3	0.4	42 627.594	670.832
6	50	30	40	1	3	3	0.4	43 134.308	416.578
7	50	30	80	1	3	3	0.4	42 448.572	663.108
8	50	30	60	1	1	3	0.4	43 003.870	316.781
9	50	30	60	1	5	3	0.4	42 683.737	693.264
10	50	30	60	0.5	3	3	0.4	42 526.246	1 353.301
11	50	30	60	1.5	3	3	0.4	42 545.676	438.366
12	50	30	60	1	3	1	0.4	43 050.504	656.995
13	50	30	60	1	3	5	0.4	43 270.199	918.924
14	50	30	60	1	3	3	0.2	42 792.717	670.722
15	50	30	60	1	3	3	0.6	42 871.577	680.959

通过对表3中15个集合进行方差检验,得出方差检验值 $p_1 = 0.012 < 0.05$,表明选取参数集合1所得到的最优结果不属于小概率事件.为了能够在较短的时间内获得较优解,选取参数集合1的参数进行后续实验.

为验证知识型蚁群算法的适用性,基于随机生成的30套中规模模拟数据,利用3种算法进行求解.3种算法对每套数据均执行10次,以10次结果的平均值

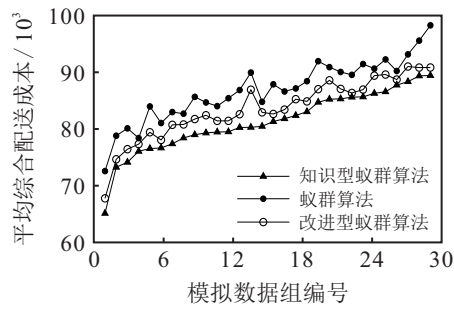


图3 模拟数据求解结果对比

为实验结果,实验结果如图3所示.

由图3可见,在优化效果方面,对比传统蚁群算法,知识型蚁群算法针对随机数的优化效果从2.8%~10.9%不等,而对比基于禁忌搜索改进的蚁群算法则从结果相近到7.8%不等;在求解稳定性方面,传统蚁群算法、基于禁忌搜索改进的蚁群算法表现出求解结果不稳定的特征,而知识型蚁群算法均能有效求解.可以看出,知识型蚁群算法相比其他两种算法具有较广泛的适用范围.

对模型和算法中参数的敏感性分析主要包括以下两部分:1)基于3种不同规模的数据集,分别用3种算法进行10次实验,以10次执行结果的平均值进行对比;2)为了验证在3种算法下的实验结果不存在偶然性,对所有综合总成本进行显著性检验(显著性水平 $\alpha_1 = 0.05$,方差检验值 $p_i(i = 2, 3, 4)$).同时将Cplex求得的固定速度下冷链物流配送路径代入实时速度场景进行成本计算,求解结果如表4所示.

表4 不同规模下的实验结果对比

	小规模		中规模		大规模	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
传统蚁群算法	27 575.216	302.764	46 726.870	1 082.450	130 902.719	3 609.185
基于禁忌搜索改进的蚁群算法	27 048.368	14.383	44 128.139	788.153	129 068.621	5 491.576
知识型蚁群算法	27 048.368	14.383	42 445.443	629.412	120 811.589	1 495.19
Cplex 求解器	27 658.133	/	48 407.003	/	130 960.303	/

由表4可见:在小规模数据集下,知识型蚁群算法和基于禁忌搜索改进的蚁群算法具有较优表现;在中规模及大规模数据集下,知识型蚁群算法相较于其余两种智能算法具有更强的搜索能力.通过对3种算法的实验结果进行显著性检验可得 $p_2 = 3.468 \times 10^{-7}$, $p_3 = 1.892 \times 10^{-10}$, $p_4 = 1.540 \times 10^{-5}$,其中 $p_i(i = 2, 3, 4)$ 均小于0.05,这表明在不同规模下,知识型蚁群算法得到的实验结果优于其他两种算法不存在偶然性.

在小规模和大规模测试集下,传统蚁群算法与Cplex求解器结果相差很小,但两者与基于禁忌搜索改进的蚁群算法和知识型蚁群算法相比,求解能力均相对较弱.在中规模测试集下,相较于其他3种启发式算法,Cplex的求解能力和得到最优解次数均远弱于另外3种算法.这也进一步表明了利用知识型模型改进的蚁群算法对于不同的数据规模,求解性能都远优于Cplex求解器.根据上述实验结果对比分析可知,本文所设计的知识型蚁群算法在实际应用场景下具有较好的适用性.

选用30套中规模模拟数据和1套中规模仿真真实数据进行实验,选取多次实验中的1套最优解进行

算法收敛结果对比,以分析3种算法在收敛能力上的表现,对比结果如图4和图5所示.将中规模真实数据及各套模拟数据分别进行10次仿真实验,取平均值的优化结果进行各项子成本对比,结果如表5所示.

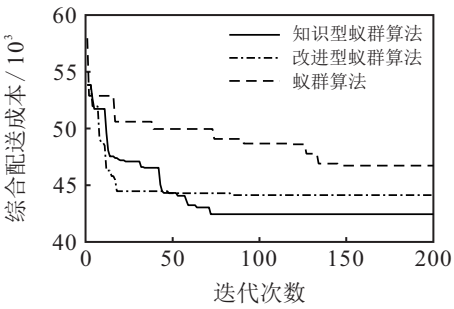


图4 真实数据收敛对比

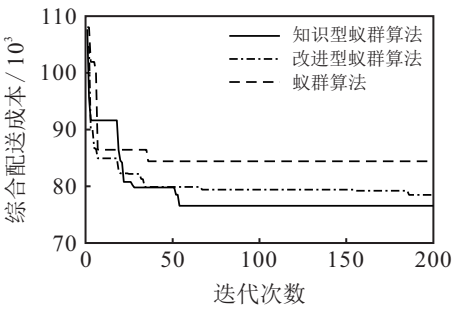


图5 模拟数据收敛对比

表5 不同规模下的实验结果对比

	路程		碳排放量成本		惩罚成本		配送成本		综合配送成本	
	真实数据	模拟数据	真实数据	模拟数据	真实数据	模拟数据	真实数据	模拟数据	真实数据	模拟数据
传统蚁群算法	908.425 4	1 581.449	35 339.555	57 190.762	5 352.920	19 032.547	6 034.394	8 188.032	46 726.870	84 411.341
基于禁忌搜索改进的蚁群算法	911.661 8	1 452.911	32 461.808	55 652.178	5 517.759	15 115.971	6 148.571	7 717.043	44 128.139	78 485.191
知识型蚁群算法	895.850 7	1 418.033	30 166.662	52 733.715	6 209.175	16 138.734	6 069.607	7 688.977	42 445.443	76 561.426

由图4和图5可见,知识型蚁群算法基于蚁群算法收敛慢、局部搜索能力差的缺陷,通过添加禁忌搜索算子及知识模型,有效弥补了其缺点.在迭代过程前期,传统蚁群算法在求解中已陷入并且难以跳出局部最优.基于禁忌搜索改进的蚁群算法与知识型蚁群算法在迭代前期的表现相近;在迭代过程中期,由于所添加的知识模型开始指导算法求解,知识型蚁群算法表现出了更强的搜索能力.在基于模拟数据、真实数据的求解过程中,于54代、72代收敛;在求解过程后期,传统蚁群算法已陷入局部最优且难以跳出,基于禁忌搜索改进的蚁群算法收敛速度较慢,并且在184代、85代收敛.因此可以证明,知识型蚁群算法相较于其他两种算法,能够有效避免早熟,收敛性较好.

由表5实验结果可见,知识型蚁群算法考虑综合配送成本为优化目标时,在求解路程方面,输入真实数据所得结果相较其他两种算法分别减少了

1.7%、1.3%,输入模拟数据所得结果分别减少了2.4%、10.33%;在碳排放量成本方面,输入真实数据所得结果分别减少了7.1%、14.63%,输入模拟数据所得结果分别减少了5.2%、7.8%.这也再次验证了知识型蚁群算法不仅利用蚁群算法的正反馈性等优点在一定程度上保证了算法的搜索能力,同时也利用了所添加的知识模型增强了其局部搜索能力.

随着人类对于保护生态环境的需求日益提升,从构建绿色物流和兼顾行业降本增效的角度而言,改进后的知识型蚁群算法在输入真实数据进行计算后,虽然惩罚成本的优化效果不如两种对比算法,但综合成本有约3.8%、9.2%的减少;在输入模拟数据后,综合成本相较两种对比算法有约2.5%、9.3%的减少.可以看出,利用改进后的算法相比传统的求解手段更加符合当下绿色发展及降本增效的需要.

4 结 论

在当代社会面临的环境压力下,冷链物流企业需要在降本增效的前提下兼顾自身保护环境的社会责任,以促进社会经济与环境和谐发展. 本文在节能减排视角下,将配送过程中的复杂交通状况反映在车辆行驶的速度上,并在一定约束下构建了以惩罚总成本最小为目标的路径优化模型. 利用禁忌搜索、知识型精英选择策略、知识型动态选择概率的优点,克服传统蚁群算法的缺点,设计了一种新的知识型蚁群算法,实验表明改进后的算法有效提高了求解性能.

文中提出的知识型蚁群算法在冷链物流配送路径优化问题求解中取得了较好的实验结果,但当前研究仍有进一步改进的空间,如将现有问题拓展至多配送中心、多车型等情况下的冷链物流配送问题,为物流企业开展相关冷链物流配送业务提供有针对性、操作性和科学性的理论指导与路径选择.

参考文献(References)

- [1] 佟昕, 李学森. 区域碳排放和减排路径文献前沿理论综述[J]. 经济问题探索, 2017(1): 169-176.
(Tong X, Li X S. Literature review on regional carbon emissions and emission reduction path[J]. Inquiry into Economic Issues, 2017(1): 169-176.)
- [2] 任腾, 李姝萱, 许洪波, 等. 生态优先视角下区域生态经济系统效率评价[J]. 中南林业科技大学学报: 社会科学版, 2020, 14(3): 29-37.
(Ren T, Li S X, Xu H B, et al. Research on the efficiency evaluation and improvement countermeasures of regional eco-economic system from the perspective of ecological priority[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology: Social Sciences, 2020, 14(3): 29-37.)
- [3] 符卓, 刘文, 邱萌. 带软时间窗的需求依订单拆分车辆路径问题及其禁忌搜索算法[J]. 中国管理科学, 2017, 25(5): 78-86.
(Fu Z, Liu W, Qiu M. A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with soft time windows and split deliveries by order[J]. Chinese Journal of Management Science, 2017, 25(5): 78-86.)
- [4] Chen H K, Hsueh C F, Chang M S. Production scheduling and vehicle routing with time windows for perishable food products[J]. Computers & Operations Research, 2009, 36(7): 2311-2319.
- [5] 王凌, 沈婧楠, 王圣尧, 等. 协同进化算法研究进展[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 193-202.
(Wang L, Shen J N, Wang S Y, et al. Advances in co-evolutionary algorithms[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 193-202.)
- [6] Zhang H Z, Zhang Q W, Ma L, et al. A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows[J]. Information Sciences, 2019, 490: 166-190.
- [7] 方文婷, 艾时钟, 王晴, 等. 基于混合蚁群算法的冷链物流配送路径优化研究[J]. 中国管理科学, 2019, 27(11): 107-115.
(Fang W T, Ai S Z, Wang Q, et al. Research on cold chain logistics distribution path optimization based on hybrid ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Management Science, 2019, 27(11): 107-115.)
- [8] 兰辉, 何琴飞, 边展, 等. 考虑道路通行状况的冷链物流配送路径优化[J]. 大连海事大学学报, 2015, 41(4): 67-74.
(Lan H, He Q F, Bian Z, et al. Distribution routing optimization of cold chain logistics with consideration of road traffic conditions[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2015, 41(4): 67-74.)
- [9] 王恒, 徐亚星, 王振锋, 等. 基于道路状况的生鲜农产品配送路径优化[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(1): 126-135.
(Wang H, Xu Y X, Wang Z F, et al. Distribution routing optimization of fresh agricultural products based on road conditions[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(1): 126-135.)
- [10] 刘长石, 周鲜成, 盛虎宜, 等. 生鲜电商配送的TDVRPTW研究: 基于经济成本与环境成本兼顾的视角[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1273-1280.
(Liu C S, Zhou X C, Sheng H Y, et al. TDVRPTW of fresh e-commerce distribution: Considering both economic cost and environmental cost[J]. Control and Decision, 2020, 35(5): 1273-1280.)
- [11] Wang S Y, Tao F M, Shi Y H. Optimization of location-routing problem for cold chain logistics considering carbon footprint[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2018, 15(1): 86-93.
- [12] Brandão J. A memory-based iterated local search algorithm for the multi-depot open vehicle routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 2020, 284(2): 559-571.
- [13] 郭放, 黄宏军, 杨珺. 考虑顾客取货半径的电动汽车路径优化与服务策略研究[J]. 管理工程学报, 2020, 34(1): 154-163.
(Guo F, Huang H J, Yang J. Study on the electric vehicle routing optimization and service strategy with the consideration of customer self-pickup radius[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2020, 34(1): 154-163.)
- [14] Yu Y, Wang S H, Wang J W, et al. A branch-and-price algorithm for the heterogeneous fleet green vehicle routing problem with time windows[J]. Transportation Research—Part B: Methodological, 2019, 122: 511-527.
- [15] Li H Q, Bai M, Zhao Y B, et al. Vehicle flow formulation for two-echelon time-constrained vehicle routing problem[J]. Journal of Management Science and Engineering, 2019, 4(2): 75-90.
- [16] Soriano A, Vidal T, Gansterer M, et al. The vehicle routing problem with arrival time diversification on

- a multigraph[J]. *European Journal of Operational Research*, 2020, 286(2): 564-575.
- [17] Anass E Y, Cherkaoui M, Fallahi A E. Tabu search and constraint programming-based approach for a real scheduling and routing problem[J]. *International Journal of Applied Management Science*, 2020, 12(1): 50.
- [18] Macrina G, Laporte G, Guerriero F, et al. An energy-efficient green-vehicle routing problem with mixed vehicle fleet, partial battery recharging and time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 276(3): 971-982.
- [19] Alinaghian M, Shokouhi N. Multi-depot multi-compartment vehicle routing problem, solved by a hybrid adaptive large neighborhood search[J]. *Omega*, 2018, 76: 85-99.
- [20] 揭婉晨, 侍颖, 杨珺, 等. 需求可拆分电动汽车车辆路径问题及其改进分支定价算法研究[J]. *管理学报*, 2020, 17(12): 1873-1880.
(Jie W C, Shi Y, Yang J, et al. Split delivery routing problem of electric vehicles and its modified branch-and-price algorithm[J]. *Chinese Journal of Management*, 2020, 17(12): 1873-1880.)
- [21] Casazza M, Ceselli A, Wolfler C R. A route decomposition approach for the single commodity split pickup and split delivery vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2021, 289(3): 897-911.
- [22] 姚源果, 贺盛瑜. 基于交通大数据的农产品冷链物流配送路径优化研究[J]. *管理评论*, 2019, 31(4): 240-253.
(Yao Y G, He S Y. Research on optimization of distribution route for cold chain logistics of agricultural products based on traffic big data[J]. *Management Review*, 2019, 31(4): 240-253.)
- [23] 马秋卓, 王健, 宋海清. 市区小范围多车辆低碳VRP: 以珠海速递公司区域收件网络为例[J]. *管理工程学报*, 2016, 30(4): 153-159.
(Ma Q Z, Wang J, Song H Q. Small-scaled low carbon multi-vehicle routing problem in urban area: An example from the regional picking-up network of Zhuhai express company[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2016, 30(4): 153-159.)
- [24] Demir E, Bekta T, Laporte G. A comparative analysis of several vehicle emission models for road freight transportation[J]. *Transportation Research—Part D: Transport and Environment*, 2011, 16(5): 347-357.
- [25] Roy P, Nei D, Okadome H, et al. Life cycle inventory analysis of fresh tomato distribution systems in Japan considering the quality aspect[J]. *Journal of Food Engineering*, 2008, 86(2): 225-233.
- [26] 任腾, 陈玥, 向迎春, 等. 考虑客户满意度的低碳冷链车辆路径优化[J]. *计算机集成制造系统*, 2020, 26(4): 1108-1117.
(Ren T, Chen Y, Xiang Y C, et al. Optimization of low-carbon cold chain vehicle path considering customer satisfaction[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2020, 26(4): 1108-1117.)
- [27] 王晓宁. 农超对接模式下生鲜农产品冷链物流车辆配送路径研究——基于碳减排视角[D]. 南昌: 华东交通大学, 2014.
(Wang X N. Vehicles' distribution route research of fresh agricultural products of cold chain logistics under the agricultural super-docking mode—based on the perspective of carbon emissions[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2014.)
- [28] 王旭坪, 詹红鑫, 孙自来, 等. 基于蚁群禁忌混合算法的成品油多舱配送路径优化研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(12): 3215-3226.
(Wang X P, Zhan H X, Sun Z L, et al. Route optimization for the refined oil multi-compartment distribution based on ant colony and tabu search hybrid algorithm[J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2017, 37(12): 3215-3226.)
- [29] 马卫民, 杨文娟, 徐博. 基于受限位移约束的蚁群算法在航班着陆调度问题中的应用研究[J]. *管理工程学报*, 2016, 30(1): 191-196.
(Ma W M, Yang W J, Xu B. Ant colony algorithm based on constraint position shifting for aircraft landing problem[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2016, 30(1): 191-196.)

作者简介

任腾(1988—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂系统建模与仿真等研究, E-mail: chinarenteng@163.com;

罗天羽(1995—), 男, 硕士生, 从事物流工程与管理的研究, E-mail: luotianyu951005@163.com;

李姝萱(1996—), 女, 硕士生, 从事物流工程与管理的研究, E-mail: lxx_522575@163.com;

向尚(1990—), 男, 博士生, 从事智能优化的研究, E-mail: xiangshang165@163.com;

肖和录(1986—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂系统建模与仿真等研究, E-mail: xiaohelu1986@163.com;

邢立宁(1980—), 男, 研究员, 博士生导师, 从事智能优化、资源调度等研究, E-mail: xinglining@gmail.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)