

1-20-2024

Optimization on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions Based on Improved Ant Colony Algorithm

Huifang Bao

*School of Electrical and Photoelectric Engineering, West Anhui University, Luan 237012, China,
1069484572@qq.com*

Jie Fang

*School of Electrical and Photoelectric Engineering, West Anhui University, Luan 237012, China,
63640193@qq.com*

Jinsi Zhang

School of Electrical and Photoelectric Engineering, West Anhui University, Luan 237012, China

Chuansheng Wang

School of Electrical and Photoelectric Engineering, West Anhui University, Luan 237012, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Optimization on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions Based on Improved Ant Colony Algorithm

Abstract

Abstract: As the comprehensive distribution cost is not considered comprehensively in the current cold chain distribution route optimization, this paper builds a path optimization model to minimize the comprehensive distribution cost. The model combines with the characteristics of fresh distribution, and comprehensively considers the transportation cost, carbon emission, refrigeration, cargo damage and time window constraints during cold chain transportation. Then, an improved ant colony algorithm is designed to solve this model. At the initial stage, the genetic algorithm is adopted to generate the initial pheromone, and then the ant colony algorithm is applied to conduct the subsequent optimization search. The Metropolis criterion of the simulated annealing algorithm is introduced to screen the high-quality solution. Finally, the effectiveness of the proposed optimization model and improved algorithm is verified by several experiments. The proposed model and improved algorithm have a certain significance for the research on the optimization of the cold chain distribution route of fresh food under the concept of low-carbon sustainable development. They help the cold chain transportation industry to transition to low-carbon economy.

Keywords

cold chain distribution, optimization model, improved ant colony algorithm, low-carbon

Recommended Citation

Bao Huifang, Fang Jie, Zhang Jinsi, et al. Optimization on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 183-194.

基于改进蚁群算法的低碳冷链配送路径优化

鲍惠芳, 方杰*, 张进思, 王传胜

(皖西学院 电气与光电工程学院, 安徽 六安 237012)

摘要: 针对目前冷链配送路径优化中存在的综合配送成本考虑不全面的问题, 根据生鲜配送特点, 综合考虑基本运输成本、碳排放、制冷、货损以及时间窗约束, 建立以综合配送成本最小化为目标的路径优化模型。提出改进蚁群算法对该优化模型进行求解, 在初始阶段使用遗传算法生成初期信息素分布, 而后使用蚁群算法进行后续寻优搜索, 再引入模拟退火算法的Metropolis准则筛选优质解。通过仿真实验验证了优化模型和改进算法的有效性, 对低碳可持续发展理念下生鲜品冷链配送路径优化问题研究具有一定意义, 助力冷链运输行业向低碳经济转型。

关键词: 冷链配送; 优化模型; 改进蚁群算法; 低碳

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)01-0183-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0963

引用格式: 鲍惠芳, 方杰, 张进思, 等. 基于改进蚁群算法的低碳冷链配送路径优化[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 183-194.

Reference format: Bao Huifang, Fang Jie, Zhang Jinsi, et al. Optimization on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 183-194.

Optimization on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions Based on Improved Ant Colony Algorithm

Bao Huifang, Fang Jie*, Zhang Jinsi, Wang Chuansheng

(School of Electrical and Photoelectric Engineering, West Anhui University, Luan 237012, China)

Abstract: As the comprehensive distribution cost is not considered comprehensively in the current cold chain distribution route optimization, *this paper builds a path optimization model to minimize the comprehensive distribution cost. The model combines with the characteristics of fresh distribution, and comprehensively considers the transportation cost, carbon emission, refrigeration, cargo damage and time window constraints during cold chain transportation. Then, an improved ant colony algorithm is designed to solve this model. At the initial stage, the genetic algorithm is adopted to generate the initial pheromone, and then the ant colony algorithm is applied to conduct the subsequent optimization search. The Metropolis criterion of the simulated annealing algorithm is introduced to screen the high-quality solution.* Finally, the effectiveness of the proposed optimization model and improved algorithm is verified by several experiments. The proposed model and improved algorithm have a certain significance for the research on the optimization of the cold chain distribution route of fresh food under the concept of low-carbon sustainable development. They helps the cold chain transportation industry to transition to low-carbon economy.

Keywords: cold chain distribution; optimization model; improved ant colony algorithm; low-carbon

收稿日期: 2022-08-15

修回日期: 2022-11-29

基金项目: 安徽省教育厅重点项目(2022AH051675); 皖西学院自然重点项目(WXZR202015); 皖西学院青年项目(WXZR202120)

第一作者: 鲍惠芳(1992-), 女, 讲师, 硕士, 研究方向为自动控制与路径规划. E-mail: 1069484572@qq.com

通讯作者: 方杰(1978-), 男, 教授, 博士, 研究方向为信号处理、系统建模与仿真. E-mail: 63640193@qq.com

0 引言

“2030年碳达峰、2060年碳中和”^[1]的提出使得高碳行业面临更强的碳排放约束，加大技术改造和科技创新向低碳经济转型是高碳排放行业的必经之路。生鲜品冷链物流是物流运输业的一个重要分支，由于配送过程中产生的能耗与碳排放远超普通物流，使其成为物流行业中高耗能、高碳排放的业务^[2]，自然也是双碳目标下迫切需要重点攻关的领域。因此，如何借助新技术、新理念、新模式加速实现冷链物流运输过程中的节能减排，实现经济和环境可持续发展的双赢局面是一个亟待解决的社会问题，也是冷链物流研究的热点问题。

生鲜品冷链配送路径优化问题^[3]实际可归结为车辆路径问题(vehicle routing problem,VRP)，该问题自1959年提出以来，一直是研究的热点问题。从研究内容来看，学者们主要从模型和算法这两个角度对VRP问题进行专研。从模型角度分析，从最初的单目标、单车场、少约束、静态规划模型逐步发展到现如今的多目标^[4]、多车场^[5]、多约束、动态规划模型，难度和复杂程度不断提高，并且与实际应用也愈来愈靠近。与此同时，学者们也从传统精确算法转向采用启发式算法^[6-8]来解决此类复杂问题。

1 研究现状

本文主要研究生鲜品冷链配送路径优化问题，近年来很多研究学者从不同的角度对该问题展开研究。Yong等^[9]考虑客户满意度提出带软时间窗的生鲜配送路径优化模型；魏炜^[10]充分考虑生鲜品新鲜度，从准时性、货损最小化角度出发，构建物流配送模型；杨海兰^[11]在传统配送成本最小化的基础上，考虑客户总价值和满意度最大化，构建多目标冷链配送路径优化模型；康凯等^[12]从绿色配送角度出发，引入碳税机制，将碳排放成本纳入目标函数，构建生鲜农产品路径优化模型。

从目前研究成果来看，虽然取得了一定进展，但是仍存在一些问题，例如针对冷链运输综合配送成本考虑不全面，学者们通常以生鲜度、客户满意度、车辆运输成本最低等一个或多个作为优化目标，虽然一些学者将碳排放成本作为目标函数的一部分，但是大部分只考虑燃油消耗产生的碳排放成本，而忽略制冷剂也会产生碳排放。实际上由于冷链运输的特殊性，其综合配送成本不仅仅由车辆运输成本、用以表征客户满意度的违反时间窗约束的惩罚成本、用以表征货品生鲜度的货损成本构成，还应包括制冷设备产生的制冷成本以及燃油消耗和制冷剂产生的碳排放成本，这些都是冷链运输过程中必然会产生成本，是不可忽略的，必须综合考虑，这样才能更贴近实际情况。

本文结合冷链运输的特点，针对目前冷链配送路径优化问题中存在的综合配送成本考虑不全面的问题，提出综合考虑车辆运输成本、碳排放成本、违反时间窗约束的惩罚成本、制冷成本和货损成本，建立车辆路径优化模型。鉴于本文提出的优化模型复杂度高、难度大属于NP难题，采用传统启发式算法很难得出问题的较好解，为此提出使用基于遗传-模拟退火的改进蚁群算法进行求解。

2 模型建立

2.1 问题描述

生鲜配送是指配送中心综合考虑客户需求采用科学手段以配送成本最小化为目标合理规划配送路线，所有配送车辆从配送中心出发，按照客户需求保质保量、按时高效地将生鲜产品运送到目的地，最后返回配送中心。为了确保本文中模型构建的完整性，做出以下几点前提假设：

(1) 配送中心可调遣车辆的数目是已知的，每辆车的载重限制、行驶速度已知且相同；

(2) 本文仅考虑单配送中心、多客户点的单向生鲜配送情形；

(3) 所有客户的需求类型均为送货类型, 各客户的需求量已知, 且单笔订单的需求量不能大于配送车辆最大载运量;

(4) 车辆起止点均为配送中心;

(5) 各客户点都必须被服务且仅被服务一次;

(6) 所有客户与配送中心、客户与客户之间均是连通的, 其间的道路均为双向可行驶道路。

2.2 参数符号与变量定义

本文各变量参数符号定义如下:

N : 生鲜配送中心和客户点集合;

i : 客户编号, $i=1,2,\dots,n$, 配送中心编号为 0;

q_i : 客户 i 的需求量;

k : 车辆编号, $k=1,2,\dots,m$, 生鲜配送中心的车辆总数为 m ;

Q_k : 第 k 辆车的额定载重量;

t_{ik} : 配送车辆 k 到达客户 i 的时间;

t_{0k} : 配送车辆 k 离开配送中心的时间;

s_{ik} : 配送车辆 k 在客户点 i 的服务时间;

N_k : 车辆 k 服务的客户总数;

t_{ij} : 客户点 i 到 j 的运输时间;

d_{ij} : 客户点 i 与 j 之间的距离;

et_i : 客户 i 容许被服务的最早时间;

lt_i : 客户 i 容许被服务的最迟时间;

p_t : 时间窗惩罚函数的系数, 为一常数;

x_{ijk} : 当配送车辆从客户点 i 处行驶到 j 处时, $x_{ijk}=1$, 否则, $x_{ijk}=0$;

y_{ik} : 当客户点 i 处的配送任务由车辆 k 完成时, $y_{ik}=1$, 否则, $y_{ik}=0$ 。

2.3 目标函数

(1) 车辆运输成本

车辆运输成本分为两部分, 一部分是车辆的固定费用, 一部分是车辆行驶过程中产生的运行费用。

1) 固定费用

固定费用与配送中心派遣的车辆总数密切相

关, 派遣的车辆越多, 产生的固定费用越高。每辆车的租赁费或是购置费都是不菲的, 而且一旦投入使用, 车辆本身也会产生损耗, 这部分费用分摊到车辆启动费中, 另外, 要为每辆派遣车辆安排一位司机送货, 车辆启动费和司机的劳务费共同组成车辆的固定费用, 车辆固定费用为

$$A \sum_{k=1}^m \text{sign}(N_k) \quad (1)$$

$$\text{sign}(N_k) = \begin{cases} 1, & N_k = 1, 2, \dots, n \\ 0, & N_k = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)表示车辆 k 是否派遣, 一旦车辆 k 被派遣就会产生一个固定费用。 N_k 表示此次配送中车辆 k 总共服务的客户数量。

2) 运行费用

运行费用由车辆在一次配送过程中因正常行驶产生油耗费用来决定, 它与车辆行驶里程和车辆载重呈正相关, 这是一笔很大的费用支出, 因此, 为了降低运行成本尽可能在众多的可行配送方案中选择使得总路径长度最短的一条。

设冷链车辆最大载重为 Q , 满载时每单位距离燃油消耗量为 c^* , 空载时为 c^0 。则当载重为 Q_{in} (配送车辆离开客户 i 时所剩的产品重量) 时, 每单位距离燃油消耗量计算公式为

$$c(Q_{in}) = \frac{c^* - c^0}{Q} Q_{in} + c^0 \quad (3)$$

则从客户点 i 到客户点 j (两点间的距离为 d_{ij}) 所产生的燃油消耗量为 $d_{ij}c(Q_{in})$ 。因此, 设油耗费用按照 B 元/升计算, 在整个运输过程中车辆运行费用的表达式为

$$B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ijk} d_{ij} c(Q_{in}) \quad (4)$$

综上所述, 车辆运输成本的表达式为

$$WTC = A \sum_{k=1}^m \text{sign}(N_k) + B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ijk} d_{ij} c(Q_{in}) \quad (5)$$

(2) 违反时间窗约束的惩罚成本

时间窗是指时间段 $[et_i, lt_i]$, 它是由顾客接受的最早配送时间 et_i 和最晚配送时间 lt_i 组成。按照客户对配送车辆违反时间窗约束的接受程度, 可

将其划分为以下3种类型：硬时间窗、软时间窗以及混合型时间窗^[13]。本文结合生鲜配送的实际情况设计了如图1所示的混合型时间窗约束函数，其惩罚成本是一个关于服务时间的分段函数，以表征客户对此次服务的满意程度。

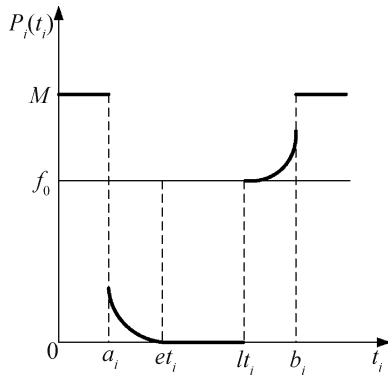


图1 改进的混合型时间窗函数
Fig. 1 Function of improved hybrid time window

图1中， $[et_i, lt_i]$ 为可接受配送时间区间； $[a_i, et_i]$ 之间到达的货物表示早到，当货物早到时，有可能出现仓库没有空间或接货人员不在现场，造成一定的损失，但不会太大，所以给予一点小的惩罚； $[lt_i, b_i]$ 之间到达的货物表示迟到，这时可能出现客户已经从其他供应商那里买到货物，造成较大的机会成本损失，所以除了要承担部分固定惩罚成本 f_0 外，还要承担与时间呈二次函数形式增加的可变惩罚成本； $[0, a_i]$ 或 $[b_i, +\infty)$ 之间到达的货物表示已超出最多容许的早到或迟到时间，此期间到达的货物将被拒绝，这里用极大值 M 表示拒绝货物。综上所述，本文中违反时间窗约束的惩罚成本计算公式可表示为

$$P_i(t_i) = \begin{cases} M, & t_i \leq a_i \\ p_i(t_i - et_i)^2, & a_i < t_i \leq et_i \\ 0, & et_i < t_i \leq lt_i \\ f_0 + p_i(t_i - lt_i)^2, & lt_i < t_i \leq b_i \\ M, & t_i > b_i \end{cases} \quad (6)$$

(3) 制冷成本

与普通VRP不同，生鲜配送需要考虑因货品保鲜而产生的制冷费用。制冷费用主要包括车辆在运输和卸载两阶段开启制冷装置所消耗的能源

成本，其实从全面的角度还应包括制冷剂的消耗费用，但由于这部分费用很少，忽略不计。

在运输过程中，冷藏货车因制冷产生的油耗可看成与车辆行驶时间近似成正比，且当车辆服务完最后一位客户时，车厢已空，所以制冷装置无需开启。因此，制冷成本 $P(R)_1$ 为

$$P(R)_1 = B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n l_1 x_{ijk} t_{ij} \quad (7)$$

式中： l_1 为在运输过程中单位时间制冷产生的油耗。

在卸货过程中，由于车门敞开，为保证货品保鲜度制冷装置全程开放，产生油耗较大，可看成与卸货时长近似成正比，则制冷成本 $P(R)_2$ 为

$$P(R)_2 = B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n l_2 y_{ik} S_{ik} \quad (8)$$

式中： l_2 为在卸货过程中单位时间制冷产生的油耗。

因此，总的制冷成本为

$$P(R) = P(R)_1 + P(R)_2 = B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n l_1 x_{ijk} t_{ij} + B \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n l_2 y_{ik} S_{ik} \quad (9)$$

(4) 货损成本

冷链运输过程中由于生鲜产品具有易腐性，因此会受到储存环境中的温度、湿度、氧气浓度等因素的影响，并随着时间推移产生一定损耗。

在运输过程中，配送车辆从配送中心出发驶向顾客 i ，产生的货损成本 $P(D)_1$ 为

$$P(D)_1 = \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n y_{ik} P q_i (1 - e^{-\varepsilon_1(t_{ik} - t_{0k})}) \quad (10)$$

式中： P 为生鲜产品的单位价值； ε_1 为在运输途中产品的腐败率。

在卸货过程中，由于车门敞开，空气对流，导致车厢内温度升高，生鲜品的腐败率也随之提高。设此时的腐败率为 ε_2 ($\varepsilon_2 > \varepsilon_1$)，则配送车辆在客户 i 卸货过程中产生的货损成本 $P(D)_2$ 为

$$P(D)_2 = \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n y_{ik} P Q_{in} (1 - e^{-\varepsilon_2 S_{ik}}) \quad (11)$$

因此, 整个配送过程中产生的货损成本 $P(D)$ 为

$$P(D) = P(D)_1 + P(D)_2 = \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n y_{ik} P[q_i(1 - e^{-c_1(t_{ik} - t_{0k})}) + Q_{in}(1 - e^{-c_2 s_{ik}})] \quad (12)$$

(5) 碳排放成本

在冷链配送过程中碳排放主要源于2个方面:

①车辆运输过程中由于正常行驶和制冷消耗燃油产生的碳排放; ②运行、卸载两阶段制冷剂消耗产生的碳排放。

通过前面对运行费用和制冷成本的分析, 易知配送过程中总的油耗为

$$C(L) = \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ijk} d_{ij} c(Q_{in}) + \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n \alpha x_{ijk} t_{ij} + \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n b y_{ik} s_{ik} \quad (13)$$

设 c_1 为每单位燃油的碳排放量, 因此, 整个配送过程中因消耗燃油产生的碳排放成本为

$$P(C)_1 = \lambda c_1 C(L) \quad (14)$$

式中: λ 为碳税, 是因排放 CO_2 需要交纳的环境税, 为每单位碳排放成本(元/kg)。

运行过程中消耗制冷剂产生的碳排放与运行时间近似成正比。同样, 车辆配送完最后一位客户返回配送中心的这段路程无制冷剂消耗。

$$P(C)_{21} = \lambda c_2 \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} t_{ij} \quad (15)$$

式中: c_2 为运行过程中单位时间内制冷剂消耗产生的碳排放量。

卸货过程中, 由于制冷装置全程开放, 制冷剂消耗量较多, 且与卸货时长近似成正比。

$$P(C)_{22} = \lambda c_3 \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n y_{ik} s_{ik} \quad (16)$$

式中: c_3 为卸货过程中单位时间内制冷剂消耗产生的碳排放量。

综上所述, 整个配送途中碳排放成本为

$$P(C) = P(C)_1 + P(C)_{21} + P(C)_{22} = \lambda c_1 C(L) + \lambda c_2 \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ijk} t_{ij} + \lambda c_3 \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n y_{ik} s_{ik} \quad (17)$$

2.4 模型建立

目标函数:

$$\min Z = WTC + \sum_{i=1}^n P_i(t_i) + P(R) + P(D) + P(C) \quad (18)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n q_i y_{ik} \leq Q_k \quad (19)$$

$$\sum_{k=1}^m y_{ik} = 1, \quad i \in (1, 2, \dots, n) \quad (20)$$

$$\sum_{k=1}^m y_{0k} = m \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0k} = 1, \quad k \in (1, 2, \dots, m) \quad (22)$$

$$\sum_{i=0}^n x_{il} - \sum_{j=0}^n x_{lj} = 0, \quad l \in (1, 2, \dots, n) \quad (23)$$

$$\sum_{i=0}^n x_{ijk} = y_{jk}, \quad j \in (1, 2, \dots, n); k \in (1, 2, \dots, m) \quad (24)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ijk} = y_{ik}, \quad i \in (1, 2, \dots, n); k \in (1, 2, \dots, m) \quad (25)$$

其中, 式(19)表示车辆 k 装载货物总量不超过其额定载重量; 式(20)表示每个客户点都被且仅被服务一次; 式(21)表示配送中心为车辆起点; 式(22)表示配送中心为车辆终点; 式(23)表示配送车辆到达客户点 l 后, 仍从这点离开; 式(24)、(25)表示2个变量之间的关系。

3 算法设计

本文提出的冷链配送路径优化模型相对于普通的VRP问题, 增加了车载容量限制、客户时间窗约束、碳排放成本等, 问题的复杂度和难度显著提高。针对这种复杂的车辆路径问题, 即便使用传统启发式算法可以获得可行的解决方案, 但是与最优解相比还存在较大的差距。这时就需要对传统启发式算法进行适当融合、改进, 以改善算法的性能, 让其更适于求解本文所构建的优化模型。蚁群算法虽然初期信息素匮乏, 求解缓慢, 但是由于它的正反馈机制, 使其在搜索的后期表

现出色，并且算法采用分布式计算方式，非常易于与其他算法相融合。因此，本文提出了一种基于遗传-模拟退火机制的改进蚁群算法。

3.1 改进蚁群算法的基本思想

改进蚁群算法的基本思想是：为了解决蚁群算法早期信息素匮乏，收敛缓慢的问题，在初始阶段使用遗传算法得到若干组可行解，并通过公式将其转化为初期信息素分布；然后使用蚁群算法进行进一步寻优搜索，充分发挥其正反馈机制，让算法快速收敛；在信息素更新阶段采用模拟退火算法的Metropolis准则从候选集中筛选出优质解，并仅对这些优质解进行信息素浓度的更新。

3.2 生成初始信息素分布

遗传算法始于一个初始可行解，因此，在初期具有较高的收敛速度^[4]，用其获取初期信息素分布的流程如下：

(1) 编码

结合生鲜配送车辆路径优化问题的特点，本研究采用实数编码方式，编号0代表配送中心，编号1,2,...,n代表n个客户点，设配送中心的车辆数为k，则染色体的长度应设置成k+n+1，目的是使极端情形下所有客户点都能被服务。编码 $0, i_1, \dots, i_e, 0, i_j, \dots, i_k, 0$ 就表示一条可能的染色体。

(2) 初始化种群

采用随机化方式对n个需求点进行排列，然后根据模型的约束条件将编号0插入到排列中，并在首尾加上编号0，以表示车辆的起止点都是配送中心。由此生成一条染色体(可行解)，然后将上述过程重复m次，m为种群数量。

(3) 适应度函数的确定

生鲜配送车辆路径优化模型的目标函数 $\min Z$ 是实现总配送成本最低，根据适应度函数和个体存活率之间的正比例关系，确定本研究的适应度函数取值为

$$f = \frac{1}{\min Z} \quad (26)$$

(4) 改进的选择操作

本文采用轮盘赌选择法对种群进行选择操作，并在传统轮盘赌选择法的基础上引入稳态复制原则，让其跳过交叉、变异环节，直接进入下一轮迭代，以保证每代的最优基因不被遗失。

(5) 交叉操作

交叉个体的选择需要分多轮进行，每轮产生一个(0,1)之间的随机数r，如果r小于交叉概率P_c，则采用双点交叉方式进行遗传的交叉操作(其中一个父本为上一代的最优解)。有些时候直接交叉操作后可能产生不可行解，例如，父代A: 012|3456|789和B: 987|6540|213，直接交叉后的子代为：A1: 012|6540|789和B1: 987|3456|213，这两个子代就是不合法的解，子代A中基因0出现2次，基因3不存在，子代B中基因3出现两次，基因0不存在。本文为避免直接交叉出现不可行解，在算法实现时采用如下思路，例如在获取子代A1时，保留父代A的前3个基因A(1-3): 012和后3个基因A(8-10): 789不变，在父代B中挨个将A中已保留的这6个基因删除，那么B中还剩下4个基因B(4): 6543，这样的子代A1=A(1-3)+B(4)+A(8-10)，即A1: 0126543789，同理，可得子代B1。

(6) 变异操作

按概率P_m对(5)的结果进行变异处理，并采用局部逆序的方式实现具体变异操作。

(7) 生成初始信息素分布

当达到设定的进化代数Gen_{max}时则终止迭代，此时得出的解即为后续蚁群算法的初始解。按照式(27)计算各路径上初始信息素浓度。

$$\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \frac{Q}{L_k} \quad (27)$$

式中：Q为信息素增加强度系数，通常设为一个常数；L_k为蚂蚁k在本轮迭代中其行走路线总长度。

3.3 信息素更新策略

初始信息素分布生成后，使用蚁群算法进行进一步寻优搜索，生成候选集Rout，共有m个解，接下来需要对路径上的信息素浓度进行更新。若

采用全局方式不论解质量的优劣, 都对其进行信息素更新, 则使较好路径与较差路径上的信息素浓度拉不开差距, 对后续蚂蚁的寻优搜索造成干扰, 导致大量无效路径被继续搜索, 从而影响算法的收敛速度。因此, 本文在获得候选集 Routh 后, 引入模拟退火算法的 Metropolis 准则^[15]对候选集中的解进行筛选生成优质解集 Routh_New, 仅对其进行信息素浓度的更新。

首先逐个计算候选集中解的目标函数值 z_i , 然后按照模拟退火算法的接受概率公式, 如式(28)所示, 决定当前解是否加入最新解的集合中。

$$P_i = \begin{cases} 1, & z_i < z_{\text{best}} \\ \exp\left(-\frac{z_i - z_{\text{best}}}{kT}\right), & z_i \geq z_{\text{best}} \end{cases} \quad (28)$$

式中: z_{best} 为目前为止最优路径的目标函数值; T 为当前温度值, 随着蚁群算法迭代过程的继续, T 按照一定比例进行衰减; k 为一个常数。当 $z_i < z_{\text{best}}$ 时, 则将该解直接加入到最新集, 否则, 采用随机化方式产生一个 (0, 1) 之间的随机数 $rand$, 如果 $rand < \exp\left(-\frac{z_i - z_{\text{best}}}{kT}\right)$, 则将该解加入到最新集中。

高温时, T 值比较大, $\exp\left(-\frac{z_i - z_{\text{best}}}{kT}\right)$ 的计算结果也就比较大, 这样候选集中就会有较多的优质解被添加到解集 Routh_New 中, 增加了解的多样性, 在一定程度上避免了早熟和停滞现象; 低温时, T 值较小, $\exp\left(-\frac{z_i - z_{\text{best}}}{kT}\right)$ 的计算结果也就比较小, 使被添加到解集 Routh_New 中优质解的数量减少, 从而加快了算法的收敛速度。

3.4 蚁群算法中挥发因子 ρ 的改进

挥发因子 ρ 也是影响路径上的信息素浓度的重要因素之一, 当 ρ 取值过小时, 信息素挥发慢, 路径上残留信息素过多, 扩大了蚁群搜索范围, 导致大量无效路径被继续搜索, 算法收敛较慢; 当 ρ 取值过大时, 路径上信息素挥发快, 较好路径与较差路径上的信息素浓度差距明显, 缩小了蚁群的搜索范围, 让蚂蚁快速聚集在较好路径上。

在早期的搜索中, 主要目的是以最快速度得到较优解, 因此 ρ 应取较大值。当算法处于停滞状态时, 有可能是陷入了局部最优解, 这时就需要将 ρ 值减小, 扩大蚁群搜索范围, 以跳出局部最优解。根据以上分析, 本文中 ρ 的取值公式为

$$\rho(t+1) = \begin{cases} \max[0.7\rho(t), \rho_{\min}], & x = x_{\max} \\ \rho(t), & \text{else} \end{cases} \quad (29)$$

式中: x 为最优解连续未进化的循环次数; x_{\max} 为一常数值; ρ_{\min} 为 ρ 的最小取值, 增加 ρ_{\min} 的限制是为了避免 ρ 衰减地太小影响到算法的性能。当 $x = x_{\max}$ 时, 就按照 $0.7\rho(t)$ 的方式减小 ρ 值, 且 x 置为 0 再次计数, 按照此过程进行循环, 直至 ρ 衰减到最小值 ρ_{\min} 为止。

3.5 改进蚁群算法流程

改进蚁群算法求解本文优化模型的流程如图 2 所示。

4 实验仿真与结果分析

4.1 实验算例

Solomon 题库^[16]是 VRP 问题标准测试题库。本文选用选取该题库中 R101 算例作为算法测试的实验用例, 该算例共有 100 个客户点, 考虑到目前国内以中小型配送中心为主, 选取前 30 个客户点信息。R101 算例可具体描述为: 一个配送中心为 30 个随机分布的有一定需求量和时间窗约束的客户点提供服务。每辆车的额定运载量相同, 均为 100 单位(1 单位=0.1 t); 车辆在各客户点处的卸货时间相同, 均为 10 个单位时间。

4.2 参数设置

(1) 模型参数设置

模型参数值设置如表 1 所示。

(2) 算法参数设置

传统蚁群算法: 蚂蚁数量 $m=50$, 迭代次数 $NC=50$, 信息素挥发因子 $\rho=0.3$, 信息素浓度占比 $\alpha=1$, 可见度占比 $\beta=2.5$, 常系数 $Q=100$ 。

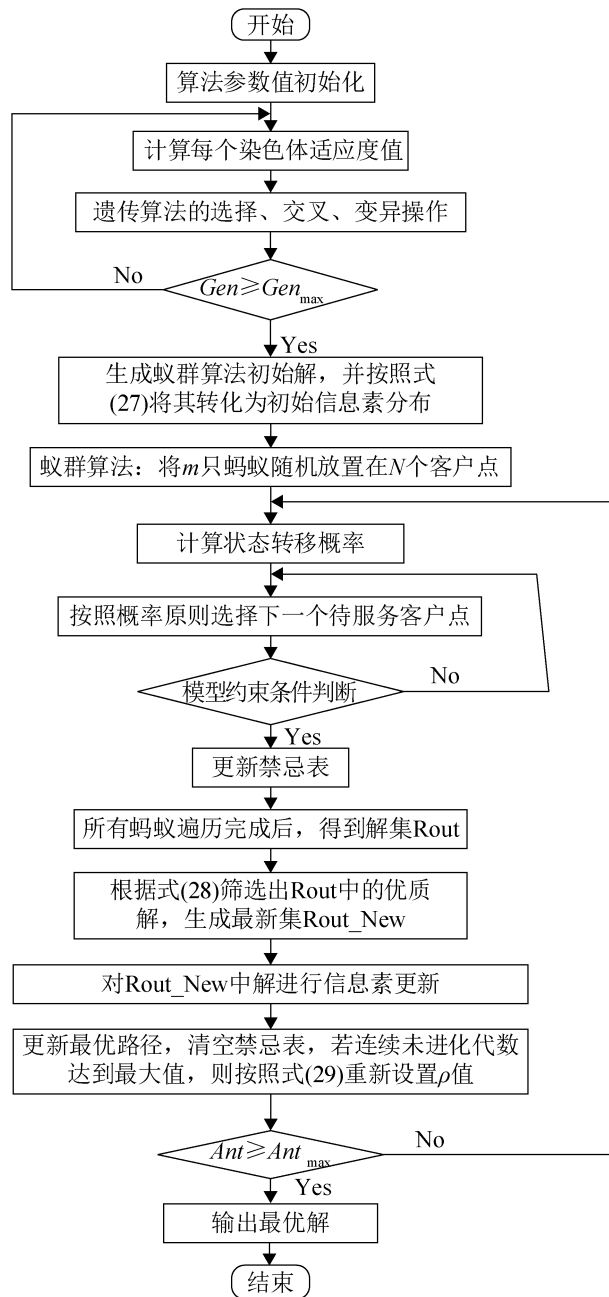


图2 改进蚁群算法求解优化模型流程图

Fig. 2 Flow of improved ant colony algorithm for solving optimization model

改进蚁群算法: 遗传算法种群规模 $Gen_m=100$, 迭代次数 $Gen_max=5$, 选择算子 $p_s=0.9$, 交叉算子 $p_c=0.7$, 变异算子 $p_m=0.05$, 蚁群算法蚂蚁数量 $Ant_m=50$, 迭代次数 $Ant_max=45$, 信息素挥发因子 $\rho=0.3$, $\rho_{min}=0.1$, 信息素浓度占比 $\alpha=1$, 可见度占比 $\beta=2.5$, 常系数 $Q=100$, Boltzmann 常数 $k=2$, 温度衰减系数 $t=0.9$, 初始温度 $T_0=30$ 。

表1 模型参数值设置一览表

Table 1 Settings of model parameter values

参数	数值	参数	数值
A /(元/辆)	500	l_t /h	3
B /(元/升)	7	l_1 /(L/h)	2
v /(km/h)	40	l_2 /(L/h)	4
Q	100	P /kg	30
c^* /(L/km)	0.20	ϵ_1	0.004
c^0 /(L/km)	0.15	ϵ_2	0.007
M (元)	2 000	λ /(元/kg)	0.1
f_0 (元)	100	c_1 /(kg/L)	2.63
p_t /(元/h)	20	c_2 /(kg/h)	3
a_{et} /h	3	c_3 /(kg/h)	6

遗传算法: 种群规模 $M=100$, 迭代次数 $NC=50$, 选择算子 $p_s=0.9$, 交叉算子 $p_c=0.7$, 变异算子 $p_m=0.05$ 。

4.3 模型有效性验证

为验证模型的有效性, 将本文提出的优化模型与传统只以运输成本与客户满意度为优化目标的带时间窗约束的 VRP 模型 (VRPTW)^[17] 进行对比。分别选取 R101 算例的前 20、30、50 个客户点作为实验数据, 使用传统蚁群算法对这两种模型进行求解。为了使实验结果更加科学有效, 每组实验均进行 10 次随机测试, 最终结果取测试效果最好的一次, 测试结果如表 2 所示。

当客户数量为 20 时, 在 VRPTW 模型下, 以运输成本和客户满意度为优化目标, 根据其规划的最佳配送路线, 其传统优化目标为 1 836.6 元, 同样的配送路线, 用本文的优化目标计算其综合配送成本为 2 005.7 元。当采用本文的优化模型进行路径规划时, 其规划所得的最佳配送路线所需的综合配送成本为 1 981.5 元, 同样的配送路线, 计算其传统优化目标为 1 837.5 元。对比发现虽然本文优化模型所得配送路线的传统优化目标较 VRPTW 模型增加了 0.9 元, 但是综合配送成本却比 VRPTW 模型降低 24.2 元。当客户数量为 30、50 时, 本文优化模型所得配送路线的综合配送成本分别比 VRPTW 模型降低 43.3 元和 29.5 元。可见, 本文优化模型较 VRPTW 模型可以有效降低综合配送成本, 验证了该模型的有效性。

表2 两种模型计算结果对比
Table 2 Comparison of calculation results of two models

客户数量	VRPTW 模型			本文优化模型		
	配送路线	传统优化目标(元)	综合配送成本(元)	配送路线	传统优化目标(元)	综合配送成本(元)
20	0-6-13-2-15-14-16-0			0-13-2-15-14-16-17-0		
	0-5-17-8-18-7-19-11-10-0	1 836.6	2 005.7	0-6-5-18-8-7-19-11-10-0	1 837.5	1 981.5
	0-1-20-9-3-12-4-0			0-1-20-9-3-12-4-0		
30	0-1-30-20-10-11-19-0			0-13-18-1-30-10-0		
	0-7-18-8-17-16-14-15-0			0-7-19-11-20-9-0		
	0-2-13-6-5-0	3 018.9	3 335.1	0-27-28-26-12-3-29-24-25-0	3 027.1	3 291.8
	0-27-28-26-12-3-9-0			0-6-5-8-17-16-14-15-0		
	0-29-24-25-4-21-22-23-0			0-4-21-2-22-23-0		
	0-22-41-15-43-42-37-2-21-4-0			0-11-19-47-36-49-46-0		
50	0-27-28-26-12-3-33-0			0-5-17-45-8-48-7-0		
	0-40-13-6-5-17-45-8-46-0			0-18-37-16-44-14-38-0		
	0-19-47-36-49-11-0	4 876.4	5 316.6	0-22-41-15-43-42-2-13-6-0	4 856.7	5 287.1
	0-50-1-31-7-48-0			0-27-28-12-26-40-21-0		
	0-10-30-32-20-9-35-0			0-3-33-9-35-34-29-24-50-1-0		
	0-34-29-24-25-39-23-0			0-31-10-30-20-32-0		
	0-18-16-44-14-38-0			0-4-25-39-23-0		

备注: 表中传统优化目标=运输成本+违反时间窗约束惩罚成本; 本文优化目标/综合配送成本=运输成本+违反时间窗约束惩罚成本+制冷成本+货损成本+碳排放成本。

4.4 基于遗传算法的信息素初始化成效验证

为验证采用遗传算法生成初始化信息素分布可以有效改善蚁群算法早期信息素匮乏, 收敛缓慢的问题, 分别采用初始化信息素的蚁群算法(IP_ACA)和基本蚁群算法(ACA)对上述算例进行求解。对比结果如表3和图3所示, 表中平均配送成本和平均收敛次数均为各算法运行10次的平均值, 图中的收敛曲线为各算法10次运行中的最优解的收敛曲线。

表3 信息素初始化对比分析
Table 3 Comparative analysis of pheromone initialization

算法	平均配送成本(元)	平均收敛次数
ACA	3 325.6	22.3
IP_ACA	3 282.1	18.2

由表3可知, 相对于ACA算法, IP_ACA算法的平均收敛次数降低18.4%, 且其平均配送成本更低。对比图3中两种算法最优解收曲线可以

发现, 在算法迭代初期(2-11次迭代)IP_ACA算法具有更快的收敛速度。可见, 使用遗传算法生成初始化信息素分布可以有效改善传统蚁群算法初期信息素匮乏, 加快算法收敛速度, 且可以提高解的质量。

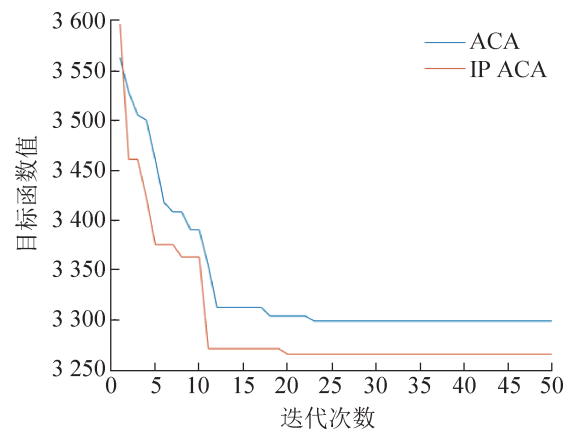


图3 2种算法最优解收敛曲线
Fig. 3 Convergence curve of optimal solution for 2 algorithms

4.5 基于Metropolis准则的信息素更新策略成效验证

为验证采用模拟退火算法的Metropolis准则进行信息素更新优于传统的全局更新方式和采用恒定比例 p 对优质解进行更新的方式,在IP_ACA算法的基础上分别采用基于Metropolis准则和 p 分别取0.3、0.6、1.0四种方式筛选优质解进行信息素更新。对比结果如表4所示,表中数据均为各算法运行10次的平均值。

由表4可知,当采用固定比例 p 对优质解进行信息素更新时, p 值越小,算法收敛越快,但配送成本却有一定程度的上升。而采用Metropolis准则筛选优质解进行信息素更新时,其平均收敛次数为14.1次,虽然较 p 取0.3的收敛次数有所增加,但是其平均配送成本却更低。可见,使用拟退火算法的Metropolis准则进行信息素更新的策略可以在保证求解质量的前提下提高算法收敛效率。

表4 信息素更新策略对比分析
Table 4 Comparative analysis of pheromone updating strategies

算法	平均配送成本(元)	平均收敛次数
IP_ACA($p=0.3$)	3 298.8	12.4
IP_ACA($p=0.6$)	3 287.1	15.6
IP_ACA($p=1.0$)	3 285.3	19.2
IP_ACA(Metropolis)	3 283.9	14.1

4.6 算法对比

为验证本文改进算法的有效性,分别采用传统蚁群算法(ACA)、信息素初始化蚁群算法(IP_ACA)、遗传算法(GA)和本文改进蚁群算法(Improved ACA)和对上述算例进行求解。实验过程中对上述4种算法进行10次随机测试,最终结果取测试效果最好的一次,各算法获得的最佳配送方案分别如图4~7所示,图8为4种算法最优解

的收敛曲线,表5为4种算法最优解对应的配送路线。

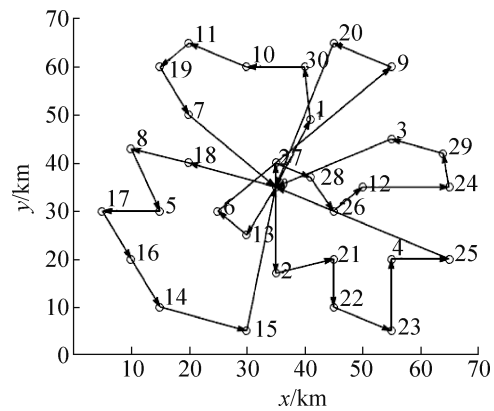


图4 ACA配送方案

Fig. 4 Distribution scheme based on ACA

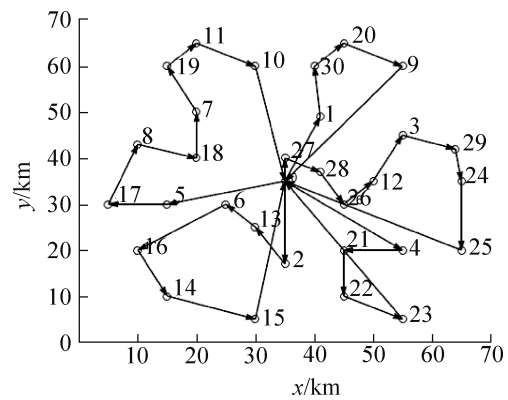


图5 IP_ACA配送方案

Fig. 5 Distribution scheme based on IP_ACA

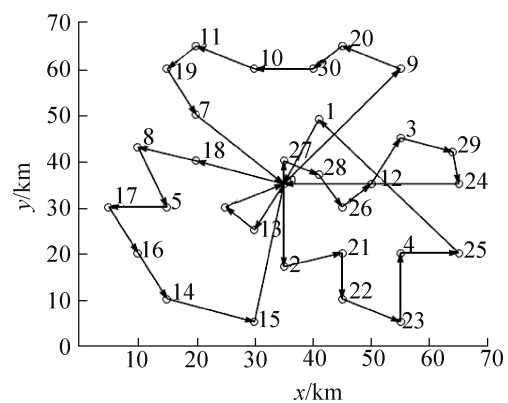


图6 GA配送方案

Fig. 6 Distribution scheme based on GA

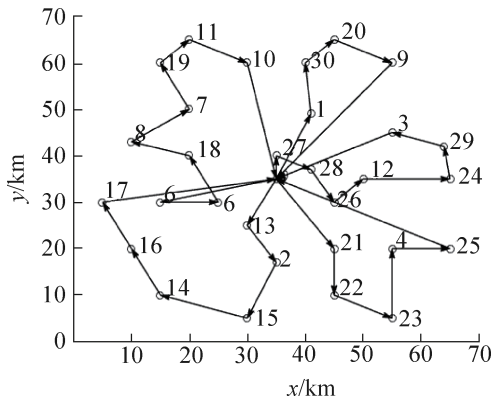


图7 改进ACA配送方案

Fig. 7 Distribution scheme based on Improved improved ACA

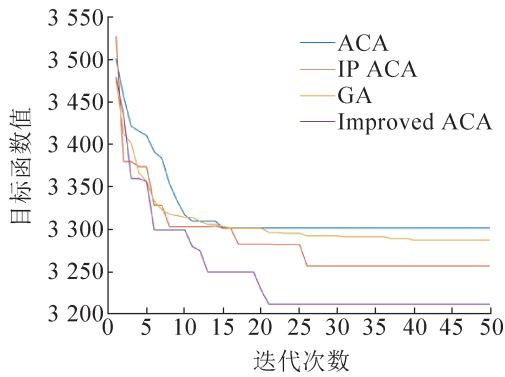


图8 4种算法最优解收敛曲线

Fig. 8 Convergence curve of optimal solution for 4 algorithms

从4种算法各自得出的配送方案可以看出,各算法完成此次配送任务均需派遣5辆冷链运输车,但配送成本有所差异,配送成本最高的为ACA,需3301.3元,配送成本最低的为Improved ACA,为3211.6元,降低明显。由图8可知,本文设计的Improved ACA相对于其他3种算法,收敛速度更快,在第21次迭代就收敛到最优解,且算法最终获得的目标函数最优值也优于其它算法。可见,本文所设计的改进蚁群算法是合理有效的,且针对本文的优化模型,其求解质量更高。

表5 4种算法最优解配送方案

Table 5 Distribution scheme of optimal solution of 4 algorithms

算法	配送路线	配送成本(元)
ACA	0-18-8-5-17-16-14-15-0	3 301.3
	0-1-30-10-11-19-7-0	
	0-2-21-22-23-4-25-0	
	0-13-6-9-20-0	
IP_ACA	0-5-17-8-18-7-19-11-10-0	3 256.5
	0-2-13-6-16-14-15-0	
	0->1->30->20->9->0	
	0-27-28-26-12-3-29-24-25-0	
GA	0-4-21-22-23-0	3 286.9
	0-9-20-30-10-11-19-7-0	
	0-18-8-5-17-16-14-15-0	
	0-27-28-26-12-3-29-24-0	
Improved ACA	0-2-21-22-23-4-25-1-0	3 211.6
	0-13-6-0	
	0-5-6-18-8-7-19-11-10-0	
	0-13-2-15-14-16-17-0	
	0-21-22-23-4-25-0	3 211.6
	0-27-28-26-12-24-29-3-0	
	0-9-20-30-1-0	

5 结论

随着我国“双碳”目标的持续推进,“节能降碳、绿色发展”成为我国经济发展的主旋律,对于物流业而言,绿色物流已成为其发展趋势和生存之道。本文针对冷链运输高耗能、高排放、高成本的现状,综合考虑企业效益、客户满意度和绿色可持续发展需求,对冷链配送路径优化问题进行了研究,主要成果如下:

(1) 构建优化模型,综合考虑冷链运输过程中的碳排放成本、制冷成本等构建了冷链配送路径优化模型,并通过与传统VRPTW模型进行对比分析,验证了本文的优化模型可实现综合配送成本更低。

(2) 算法优化, 所提出的遗传算法进行信息素初始化有效改善了蚁群算法初期信息素匮乏; 所提出的Metropolis信息素更新策略可以在保证解的质量的基础上加快算法收敛速度。

(3) 算法性能对比, 通过与其他3种算法对比, 验证了本文提出的改进蚁群可以有效降低综合配送成本, 并具有较高的收敛效率。

本文研究可以为冷链运输企业向绿色可持续发展转型提供一定参考。

参考文献:

- [1] 胡鞍钢. 中国实现2030年前碳达峰目标及主要途径[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2021, 21(3): 1-15.
Hu Angang. China's Goal of Achieving Carbon Peak by 2030 and Its Main Approaches[J]. Journal of Beijing University of Technology(Social Sciences Edition), 2021, 21(3): 1-15.
- [2] Bai Qinyang, Yin X, Lim M K, et al. Low-carbon VRP for Cold Chain Logistics Considering Real-time Traffic Conditions in the Road Network[J]. Industrial Management & Data Systems, 2022, 122(2): 521-543.
- [3] 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 Heng, Xu Yaxing, Wang Zhenfeng, et al. Distribution Routing Optimization of Fresh Agricultural Products Based on Road Conditions[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(1): 126-135.
- [4] Zhao Banglei, Gui Haixia, Li Huizong, et al. Cold Chain Logistics Path Optimization Via Improved Multi-objective Ant Colony Algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 142977-142995.
- [5] Liu Liling, Lai Lifang. An Effective Heuristic for Multidepot Low-carbon Vehicle Routing Problem[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 9994014.
- [6] Andres Gutierrez, Laurence Dieulle, Nacima Labadie, et al. A Multi-population Algorithm to Solve the VRP with Stochastic Service and Travel Times[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 125: 144-156.
- [7] Yan Xueming, Huang Han, Hao Zhifeng, et al. A Graph-Based Fuzzy Evolutionary Algorithm for Solving Two-Echelon Vehicle Routing Problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(1): 129-141.
- [8] 鲁建厦, 翟文倩, 李嘉丰, 等. 基于改进混合蛙跳算法的多约束车辆路径优化[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(2): 259-270.
Lu Jiansha, Zhai Wenqian, Li Jiafeng, et al. Multi-constrained Vehicle Routing Optimization Based on Improved Hybrid Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2021, 55(2): 259-270.
- [9] Wang Yongming, Yin Hongli. Cost-optimization Problem with a Soft Time Window Based on an Improved Fuzzy Genetic Algorithm for Fresh Food Distribution[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 5743287.
- [10] 魏炜. 基于准时制与货损因素的生鲜物流配送路径优化研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2017.
Wei Wei. On the Optimization of Distribution Path of Fresh Product Logistics Based on Quasi-time and Cargo Damage Factors[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2017.
- [11] 杨海兰. 考虑客户价值的冷链物流多目标LRPTW问题优化研究[D]. 西安: 长安大学, 2018.
Yang Hailan. Optimization of Cold Chain Logistics Multi-objective LRPTW Problem Considering Customer Value[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.
- [12] 康凯, 韩杰, 普玮, 等. 生鲜农产品冷链物流低碳配送路径优化研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 259-265.
Kang Kai, Han Jie, Pu Wei, et al. Optimization Research on Cold Chain Distribution Routes Considering Carbon Emissions for Fresh Agricultural Products[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(2): 259-265.
- [13] 胡剑玫. 带时间窗的医药物流配送路径优化问题研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2020.
Hu Jianmei. Research on Optimization of Pharmaceutical Logistics Distribution Problem Based on Time Window [D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2020.
- [14] Wang Chunli, Wang Yang, Zeng Zeyu, et al. Research on Logistics Distribution Vehicle Scheduling Based on Heuristic Genetic Algorithm[J]. Complexity, 2021, 2021: 8275714.
- [15] Mohamed Hanine, El-Habib Benlahmar. A Load-balancing Approach Using an Improved Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of Information Processing Systems, 2020, 16(1): 132-144.
- [16] 佚名. VRPTW Benchmark Problems[EB/OL]. (2005-03-24) [2022-08-06]. <http://w.cba.neu.edu/~msolomon/problems.htm>.
- [17] 戚远航, 蔡延光, 蔡颢, 等. 带时间窗的车辆路径问题的离散蝙蝠算法[J]. 电子学报, 2018, 46(3): 672-679.
Qi Yuanhang, Cai Yanguang, Cai Hao, et al. Discrete Bat Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Window[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 672-679.

<http://www.china-simulation.com>