

一种基于冷链低碳物流路径的混合优化算法

邵可南,吕成瑶,张帅帅,宫婧

(南京邮电大学理学院,江苏南京 210023)

摘要:冷链物流运输路径优化问题是国内外学者近几年研究的一个热点问题。首先分析了冷链物流运输的特点和需求,并且提出了考虑综合代价、带硬时间窗和容量约束的单物流中心车辆路径优化模型,其中综合代价包括固定代价、车辆运输代价、货损代价、制冷代价、时间惩罚代价和碳排放代价。车辆路径规划问题是一个 NP 问题,需要使用智能优化算法对解空间进行搜索。该文对遗传算法和模拟退火算法这两种经典的优化算法进行结合和参数优化,提出了一种模拟退火-遗传混合算法(GA-SA)。该算法在搜索范围和搜索精度上有较好的性能,能够在同数量级运算量的情况下求出更优的解。对上述模型进行参数设置形成仿真实验并使用混合算法和以上两种经典算法对仿真实验进行求解,通过求解结果的对比,验证了混合算法的有效性。

关键词:冷链运输;硬时间窗车辆调度;组合优化;模拟退火算法;遗传算法

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)02-0027-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.02.005

A Hybrid Optimization Algorithm Based on Low-carbon Cold Chain Logistic Route

SHAO Ke-nan, LYU Cheng-yao, ZHANG Shuai-shuai, GONG Jing

(School of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: The optimization of cold chain logistics transportation route has been a hot topic in recent years. We firstly analyze the characteristics and requirements of cold chain logistics transportation and propose an optimization model of vehicle path in a single logistics center that takes into account the comprehensive cost, hard time window and capacity constraints. The comprehensive cost includes the fixed cost, vehicle transportation cost, cargo damage cost, refrigeration cost, time penalty cost and carbon emission cost. Vehicle path planning is a NP problem, which requires intelligent optimization algorithm to search the solution space. Two classical optimization algorithms, genetic algorithm and simulated annealing algorithm, are combined and optimized in parameters, and a simulated anneal-genetic hybrid algorithm (GA-SA) is proposed, which has better performance in search range and search precision, and can get better solution under the same order of magnitude of computation. The parameters of the above model are set to form a simulation experiment which is solved by the hybrid algorithm and the above two classical algorithms, and the effectiveness of the hybrid algorithm is verified by comparing the solution results.

Key words: cold chain logistics; hard time window vehicle scheduling; combinatorial optimization; simulated annealing algorithm; genetic algorithm

0 引言

随着人们生活水平的提高,越来越多的人选择在线上购买生鲜商品。近几年,国内冷链物流运输市场逐步扩大,如何控制运输成本成为研究的热点。冷链物流是一种新型的物流运输方式,与传统物流运输有较大的不同。首先,冷链物流运输的车辆需要使用额外的电能对生鲜商品进行低温冷冻;其次,生鲜商品必

须要长期保存在低温环境下,在运输过程中和卸货配送过程中的温度变化都会导致生鲜商品的变质腐败;再次,冷链运输对于配送时间窗的要求很高,物流运输车如果在客户期望的时间窗外到达客户点,无论是早到和迟到都会付出一定的代价;最后,冷链物流过程中使用了降温装置,造成的碳排放也会随之增大,要通过合理规划路径减少碳排放。

收稿日期:2020-03-31

修回日期:2020-07-31

基金项目:国家自然科学基金-面上项目(61972211);大学生创新训练计划项目(省级)(SYB2019031)

作者简介:邵可南(1999-),男,研究方向为计算机算法优化;通信作者:宫婧(1977-),女,硕士,副教授,研究方向为计算机应用、计算机算法优化。

车辆路径优化问题 (VRP) 是一类经典的组合优化问题,这类问题的研究工作有着非常重要的理论意义和应用价值。其中,带有容量约束的车辆路径优化问题 (CVRP) 具有更高的现实意义,所以得到了学术界更加广泛的关注。目前,国内外学者基于 CVRP 模型,构建了很多冷链物流路径优化模型。Mansoureh Naderipour 等^[1]提出了考虑二氧化碳和氮氧化物排放以及开放时间窗的车辆路径优化模型。赵志学等^[2]提出了考虑交通拥堵的冷链物流城市配送的绿色车辆路径优化模型。Ferani E. Zulvia 等^[3]提出了考虑运营成本、货损成本、碳排放量、客户满意度和时间窗的路径优化模型。刘虹等^[4]提出了考虑客户厌恶度和总成本的冷链物流路径优化模型。徐松梅^[5]提出了考虑了固定成本、运输成本、制冷成本的带时间窗路径优化模型。孙明明等^[6]提出了考虑冷链物流配送过程中的时间成本、温度成本和货损成本的路径优化模型。

针对 CVRP 问题的求解算法,可以大致分为两类,即精确算法和智能优化算法。CVRP 是一类典型的 NP 问题,精确算法虽然可以得到全局最优解,但是随着问题规模的扩大,算法带来的运算量会以指数级的速度增长,这是人们无法接受的。因此,绝大多数研究者都将关注点放在了智能优化算法上。20 世纪 70 年代以来,伴随着仿生学和人工智能科学的发展,人们提出了一系列传统的智能优化算法,包括粒子群算法、禁忌搜索、模拟退火算法、蚁群算法、遗传算法以及人工神经网络技术等。随后,研究者们也提出了很多改进的智能优化算法。蒋丽等^[7]提出了求解众包配送路径问题的改进蚁群算法。颜腾威^[8]提出了求解 VRP 问题的改进和声算法。Ziauddin Ursani 等^[9]提出了求解带时间窗 VRP 问题的局部遗传算法。Jean-François Cordeau 等^[10]提出了求解 VRP 问题的并行迭代禁忌搜索算法。Artur Pessoa 等^[11]提出了求解异构车队 VRP 问题的改进分支定价算法。庞凌^[12]提出了结合烟花算法和遗传算法来求解异质车队 VRP 问题。李小川等^[13]提出了求解多目标带时间窗 VRP 问题的文化狼群算法。殷亚等^[14]提出了多种混合蝙蝠算法用以求解带硬时间窗的多目标车辆路径问题。

该文提出的冷链低碳物流路径优化模型是一个考虑综合运输代价、带有硬时间窗和容量约束的车辆路径优化问题模型 (CVRP-TW),并使用模拟退火—遗传混合算法进行仿真实验。

1 冷链低碳物流路径优化模型的构建

1.1 模型简述

根据冷链物流运输的特点及需求,该文构建了多车辆、带有硬时间窗约束和容量约束并且考虑综合运

输代价的冷链物流运输模型 (CVRP-TW)。模型的结构如图 1 所示。

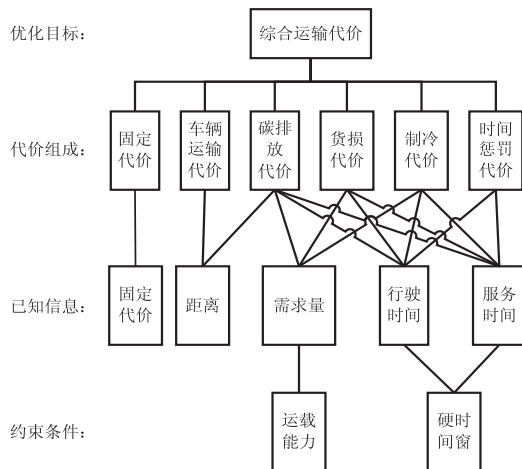


图 1 模型结构

为了界定研究的问题,提出以下假设:

只有一个物流中心,但有若干台冷链运输车,所有冷链运输车均为同一型号,运输商品全部是同一种生鲜商品。物流企业事先已经了解所有配送客户的准确位置、货物需求量、期望和接受的时间窗和卸货配送所需要的时间。冷链运输车的最大载货量不小于任一客户的货物需求量。物流企业有足够的冷链运输车以确保能够一次性完成整个运输配送过程。每个客户的货物只能由一台冷链物流车为其配送一次,并且所有客户的货物需求量都得到满足。所有冷链运输车在完成最后一个配送客户的服务之后需要返回物流中心。冷链运输车到达客户点的时间必须在客户可接受的时间窗之内。

基于上述假设,该文研究的问题描述为:在一次完整的物流运输过程,有一个物流中心,若干台冷链运输车和若干个客户参与其中,运输货物完全为生鲜商品。在保证配送客户货物需求量和可接受时间窗的前提下,合理规划路径,找到一个综合运输代价最小的配送方案。考虑的综合运输代价包括运输固定代价、车辆运输代价、制冷代价、货损代价、时间窗代价和碳排放代价。

1.2 模型建立

1.2.1 优化目标

根据问题描述,建立考虑综合代价的 CVRP-TW 模型,其中优化目标为:

$$\min C = C_1 + C_2 + C_3 + C_4 + C_5 + C_6 \quad (1)$$

其中, C_1 至 C_6 分别表示运输固定代价、车辆运输代价、制冷代价、货损代价、时间窗代价和碳排放代价。

该模型中共有 1 个物流中心 (编号为 0), m 为参与物流运输的车辆数, n 为客户点数量 (编号为 1 ~ n)。 d_{ij} 为地点 i 到地点 j 之间车辆行驶的路程, t_{ij}

为冷链物流车从地点 i 到地点 j 的行驶时间, T_j 表示客户点 j 的卸货配送时间。 $x_{ij}^{(k)}$ 表示第 k 辆车是否会从地点 i 行驶至地点 j , $x_{ij}^{(k)} = 1$ 表示第 k 辆车会从地点 i 行驶至地点 j , $x_{ij}^{(k)} = 0$ 表示第 k 辆车不会从地点 i 行驶至地点 j 。 Q_j 为客户点 j 的货物需求量, Q_M 为冷链运输车的最大载重量。第 k 辆车的配送回路为 $r_0^{(k)} \rightarrow r_1^{(k)} \rightarrow r_2^{(k)} \rightarrow \dots \rightarrow r_{n_k}^{(k)} \rightarrow r_0^{(k)}$, $r_0^{(k)} = 0$ 为物流中心。

(1) 固定代价 C_1 :

$$C_1 = mc_1 \quad (2)$$

其中, c_1 是每辆车的固定代价。

(2) 车辆运输代价 C_2 :

$$C_2 = \sum_{k=1}^m \left(\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n c_2 d_{ij} x_{ij}^{(k)} \right) \quad (3)$$

其中, c_2 是车辆行驶单位路程所造成的车辆运输代价, 对所有车辆在运送回路上的距离求和并乘上单位运输代价即为车辆运输代价。

(3) 制冷代价 C_3 :

$$C_3 = \sum_{k=1}^m \left(\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n p_{31} t_{ij} x_{ij}^{(k)} \right) + \sum_{j=1}^n p_{32} T_j \quad (4)$$

其中, p_{31} 为车辆行驶过程中单位时间产生的制冷代价, p_{32} 为卸货配送过程中单位时间产生的制冷代价, 对车辆行驶时间和卸货配送时间分别求和乘上对应的单位制冷代价作为总的制冷代价。

(4) 货损代价 C_4 :

$$C_4 = \alpha p_0 \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^{n_i} \left(Q_{r_i^{(k)}} \sum_{j=i}^i t_{r_{i-1}^{(k)}, r_i^{(k)}} \right) + \beta p_0 \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^{n_i} \left(Q_{r_i^{(k)}} \sum_{j=i}^i T_{r_{i-1}^{(k)}} \right) \quad (5)$$

其中, p_0 为生鲜商品的单价, α 为车辆行驶中的商品变质率, β 为卸货配送过程中的商品变质率。一个客户点的商品, 从物流中心出发到客户点会经历车辆运输的时间和之前客户点的卸货配送时间, 在这段时间商品会产生变质, 货损和时间的关系可以用线性关系刻画^[15]。故对运输时间和卸货时间分别求和乘上货物量和相应的变质率作为各客户点的货损, 再对所有客户点的货损求和并乘上商品单价作为总的货损代价。

(5) 时间惩罚代价 C_5 :

$$C_5 = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n c_5 [AT_j^{(k)}] \quad (6)$$

$$c_5 [AT_j^{(k)}] = \begin{cases} p_{s1} [ET_j - AT_j^{(k)}], & EET_j \leq AT_j^{(k)} < ET_j \\ 0, & ET_j \leq AT_j^{(k)} \leq LT_j \\ p_{s2} [AT_j^{(k)} - LT_j], & LT_j < AT_j^{(k)} \leq LLT_j \end{cases} \quad (7)$$

向量 $[EET_j, ET_j, LT_j, LLT_j]$ 表示客户 j 的时间窗, 其中 $[ET_j, LT_j]$ 是客户 j 期望的时间窗 (软时间窗),

$[EET_j, LLT_j]$ 是客户 j 可接受的时间窗 (硬时间窗)。 $AT_j^{(k)}$ 为第 k 辆车到达地点 j 的时间 (如果第 k 辆车会到达地点 j 的话)。所有客户点的时间惩罚代价之和为总的时间惩罚代价。

(6) 碳排放代价 C_6 :

$$C_6 = p_6 e \sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \left\{ \left[\varepsilon_0 + \frac{q(k, i, j)}{Q_M} (\varepsilon_M - \varepsilon_0) \right] d_{ij} x_{ij}^{(k)} + E_2 t_{ij} x_{ij}^{(k)} \right\} + p_6 e \sum_{j=1}^n E_2 T_j \quad (8)$$

其中, p_{s1} 为冷链运输车早到单位时间的等待代价, p_{s2} 为冷链运输车迟到单位时间的迟到代价。 ε_0 为冷链运输车空载时行驶单位距离的油耗, ε_M 为冷链运输车满载时行驶单位距离的油耗, $q(k, i, j)$ 为第 k 辆车行驶在地点 i 到地点 j 之间时的车辆载重量。 E_2 为制冷设备工作单位时间产生的能耗, e 为二氧化碳排放系数即单位能耗所排放的二氧化碳质量, p_6 为排放单位质量二氧化碳所产生的代价。式 (8) 计算了车辆行驶时发动机工作产生的能耗和制冷设备工作时产生的能耗 (其中发动机工作产生的代价和车辆当前载重有关), 再乘上单位能耗产生的二氧化碳和单位碳排放代价作为总的碳排放代价^[16]。

1.2.2 约束条件

根据上述问题假设, 得到模型的约束条件。每个客户的货物需求量不能超过一台冷链运输车的最大载重量, 即:

$$Q_j \leq Q_M, j = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

每个客户都被服务并且只能由一台配送车辆为其服务一次, 即:

$$\sum_{k=1}^m \sum_{i=0}^n x_{ij}^{(k)} = 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

所有冷链运输车在完成最后一个配送客户的服务之后需要返回物流中心, 即:

$$\sum_{j=1}^n x_{0j}^{(k)} = \sum_{j=1}^n x_{j0}^{(k)} = 1, k = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

冷链运输车到达客户点的时间必须在客户可接受的时间窗之内, 即:

$$EET_j \leq AT_j^{(k)} \leq LLT_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

2 求解 CVRP-TW 问题的模拟退火-遗传混合算法

CVRP-TW 是一类典型的 NP 问题, 需要使用智能优化算法对问题的解空间进行有效的搜索来寻找最优解。该文将使用一种模拟退火-遗传混合算法来求解 CVRP-TW 问题。

2.1 算法流程

Step1: 初始化算法环境, 输入原始参数, 设置算法

参数:种群规模 n_p , 初始选择规模 n_s , 初始交叉概率 p_c , 初始模拟退火算法执行概率 p_s , 线性参数 k_1, k_2, k_3 , 进化代数 M 。置迭代数 $\text{gen} = 1$;

Step2: 随机生成初代种群;

Step3: 计算当前种群中个体的适应度, 选择 $n_s + \lfloor \text{gen}/k_1 \rfloor$ 个体, 并复制一部分个体填充新种群;

Step4: 对当前种群中所有个体两两配对, 依概率 $p_c - k_2 \text{gen}$ 进行交叉操作;

Step5: 对当前种群中所有个体依概率 $p_s + k_3 \text{gen}$ 执行模拟退火算法;

Step6: $\text{gen} = \text{gen} + 1$, 若 $\text{gen} < M$, 则终止算法, 否则转 Step3。

2.2 算法实现

由于 CVRP-TW 问题的特殊性, 为考虑算法的计算可行性, 该文采用针对该问题的编码方式和解的更新操作。

(1) 编码方式是自然数编码, 具体方式为在每辆车的配送路径 (即配送客户点编号序列) 后加上 0 (最后一辆车不用加)。例如: 1, 2, 3, 0, 4, 5, 6 表示第一辆车配送客户点编号先后为 1, 2, 3, 第二辆车配送客户点编号先后为 4, 5, 6。算法首先会生成一个配送方案集合。

(2) 配送方案选择操作是选择 $n_s + \lfloor \text{gen}/k_1 \rfloor$ 个当前配送方案集合中的方案保留到下一代配送方案。其中最好的前 5% 配送方案直接保留, 剩下的选择名额会根据适应度用轮盘赌选出, 适应度为配送方案代价的倒数。最后对新集合最终适应度排名靠前的 $n_p - n_s - \lfloor \text{gen}/k_1 \rfloor$ 个配送方案进行复制填充入新集合。

(3) 交叉操作是随机选择两个配送方案, 再随机选择两个交叉点, 互换选中的两个配送方案里两个交叉点之间的编码 (0 的位置不动), 再根据交换表更新非交换部分的编码。

(4) 模拟退火算法中的配送方案的更新为随机选择的两点交换或三点轮换 (0 的位置可以改变, 但 0 不能连续或在头尾)。

为保证配送方案的有效性, 只要对配送方案本身进行改变, 就要对新配送方案进行约束条件检测, 确保配送方案集合里所有的配送方案都是可行的。SA-GA 算法的实现流程如图 2 所示。

2.3 算法小结

模拟退火-遗传混合算法 (SA-GA) 是通过将经典的遗传算法和模拟退火算法进行结合和优化形成的一种混合算法。经典遗传算法中的变异操作是保证遗传算法局部搜索精度的操作, 该文将这个操作用模拟退火算法进行替换。此外, 种群选择的规模、个体交叉的概率和对种群每个个体执行模拟退火的概率采用动态

设置, 以保证在算法执行初期能有较大的全局搜索范围, 在算法执行中后期能够对相对固定的种群进行较大次数的迭代寻优, 从而在搜索范围和求解精度两个方面尽可能保证算法的性能。

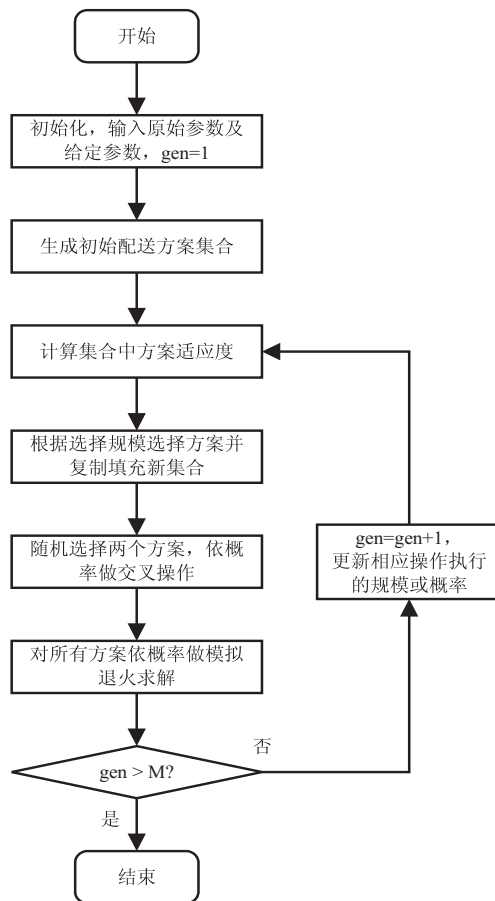


图 2 SA-GA 算法执行流程

3 仿真实验设计与分析

通过仿真实验测试遗传算法的求解效果。问题参数设置如下: 一个物流中心要向 20 个客户点提供冷链物流配送服务, 共有四辆冷链运输车, 冷链运输车行驶速度为 50 km/h、最大载重量 12 t, 模型的参数如表 1 所示。

表 1 仿真实验参数设置

参数	数值
冷链运输车的固定代价	300 元
运输代价	3 元/km
车辆行驶过程中的制冷代价	15 元/h
卸货过程中的制冷代价	20 元/h
车辆行驶中的商品变质率	0.005
卸货过程中的商品变质率	0.01
商品单价	5 000 元/t
车辆早到的等待代价	60 元/h
车辆迟到的迟到代价	100 元/h

续表 1

参数	数值
冷链运输车空载时行驶的油耗	0.165 L/km
冷链运输车满载时行驶的油耗	0.255 L/km
制冷设备工作单位时间的能耗	0.002 5 L/h
二氧化碳排放系数	2.66 kg/L
排放二氧化碳所产生的代价	0.02 元/kg

3.1 仿真实验求解结果

使用上述设定数据进行模拟退火-遗传混合算法的实验仿真。设置算法参数如下:最大进化代数 $M = 100$,种群规模 $n_p = 100$,初始交叉率 $p_c = 0.8$,初始模拟退火算法执行率 $p_s = 0.8$,线性参数 $k_1 = 3, k_2 = 0.008$,

$k_3 = 0.002$,模拟退火算法初始温度 $T_0 = 126$,终止温度 $T_f = 91.7$,降温系数 $\alpha_c = 0.968\ 8$,Markov 链长度 $L_k = 1$ 。随机生成初代配送方案集合,执行 20 次模拟退火-遗传混合算法,得到最优代价为 5 901.5,最佳配送方案中四辆冷链运输车的配送代价分别为 1 453.6、1 509.7、1 417.0 和 1 521.2。在求解算法中每一次更新解都会进行约束条件检验,所以最优解是有效的。

3.2 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,该文使用经典的遗传算法和模拟退火算法各进行 20 次实验仿真,三种算法的求解效果如表 2 所示,求解最优解时的收敛轨迹如图 3 所示。

表 2 仿真实验结果比较

Algorithm	Minimum cost	Average cost	Standard deviation	Average convergent iterations	CPU time /s
GA	5 974.007 7	6 108.814 6	78.771 2	80.25	23.94
SA	5 933.071 8	5 952.906 1	16.346 6	93.85	13.98
SA-GA	5 901.464 5	5 950.847 9	31.798 6	73.25	10.20

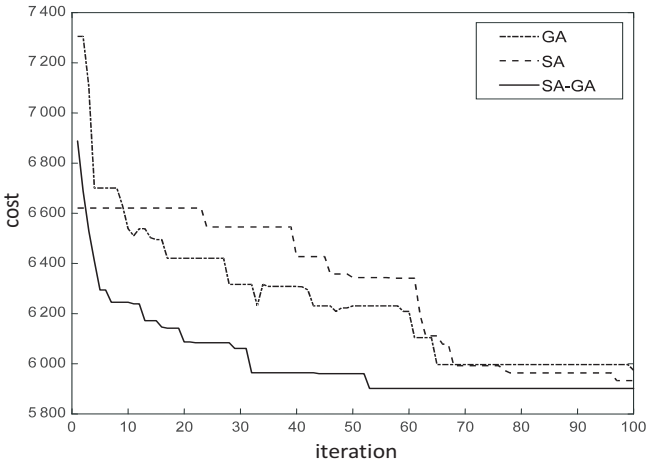


图 3 收敛轨迹

根据表 2 所示,模拟退火-遗传混合算法相比前两种经典算法有着更好的求解性能,这主要体现在:

(1)求解效率提高。

模拟退火-遗传混合算法在相同次数的实验下比两种经典算法有着更小的平均收敛代数,意味着混合算法的搜索效率更好。从最优解的离散情况来看,混合算法的最小代价标准差介于两种算法之间。

(2)搜索范围较大。

模拟退火-遗传混合算法求出的最优配送方案的综合代价优于两种经典算法,这表明了混合算法的搜索范围是较大的,并且最优解没有陷入局部最优,收敛到全局最优。

(3)求解精度更高。

模拟退火-遗传混合算法的平均代价比两种经典算法要好,表明了混合算法在每个生成解的领域内有

着较高的搜索精度。

模拟退火-遗传混合算法可以看作是模拟退火算法和遗传算法的一种折中方案。如果智能优化方法既要扩大搜索范围,又要提高求解精度,势必要增加运算量。所以模拟退火-遗传混合算法是旨在保持相同数量级运算量的前提下,对搜索范围和搜索精度的一种权衡。混合算法在执行的前期尽可能地扩大搜索范围,避免算法陷入局部最优解,在执行的中后期根据动态概率的设定尽可能使种群稳定下来,让模拟退火算法对于每个个体有尽可能大的执行次数,提高个体领域内的搜索精度,并且由于每个个体领域的搜索是独立的,也可以保证算法在中后期的搜索范围。上述实验结果也表明了模拟退火-遗传混合算法相对于前两种经典算法而言,是一种更加高效的智能搜索方法。同时,模拟退火-遗传混合算法实现简单,继承了遗传

算法的鲁棒性和潜在的并行性,有着较高的实用价值。

4 结束语

根据当前冷链物流运输行业的需求,建立了带硬时间窗的冷链低碳物流路径优化模型,确定了以综合代价最优为目标的 CVRP-TW 问题。其后通过遗传算法和模拟退火算法这两个经典的智能优化算法对建立的模型进行仿真实验求解。之后根据遗传算法和模拟退火算法的优缺点,将两种经典算法进行改进和结合,提出了模拟退火-遗传混合算法。通过仿真实验模拟求解,验证了模拟退火-遗传混合算法在解决冷链低碳物流路径优化问题上有着更好的效率并且能给出更好质量的解。下一步考虑将这一算法应用到多物流中心和多配送车型等更多约束的路径优化问题的求解上。

参考文献:

- [1] NADERIPOUR M, ALINAGHIAN M. Measurement, evaluation and minimization of CO₂, NO_x, and CO emissions in the open time dependent vehicle routing problem [J]. Measurement, 2016, 90: 443-452.
- [2] 赵志学, 李夏苗, 周鲜成, 等. 考虑交通拥堵的冷链物流城市配送的 GVRP 研究 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (1): 224-231.
- [3] ZULVIA F E, KUO R J, NUGROHO D Y. A many-objective gradient evolution algorithm for solving a green vehicle routing problem with time windows and time dependency for perishable products [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 242: 118428.
- [4] 刘虹, 赵晶. 基于客户厌恶度的冷链物流配送网络优化 [J]. 工业工程与管理, 2018, 23 (2): 91-97.
- [5] 徐松梅. 带时间窗的冷链物流车辆路径优化问题研究 [J]. 物流科技, 2017, 40 (9): 80-84.
- [6] 孙明明, 张辰彦, 林国龙, 等. 生鲜农产品冷链物流配送问题及其路径优化 [J]. 江苏农业科学, 2017, 45 (11): 282-285.
- [7] 蒋丽, 王静, 梁昌勇, 等. 基于改进蚁群算法的众包配送路径研究 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (8): 244-249.
- [8] URSANI Z, ESSAM D, CORNFORTH D, et al. Localized genetic algorithm for vehicle routing problem with time windows [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11 (8): 5375-5390.
- [9] 颜腾威, 王丽侠, 周杰, 等. 求解 CVRP 问题的改进和声算法 [J]. 计算机技术与发展, 2016, 26 (9): 187-191.
- [10] CORDEAU J F, MAISCHBERGER M. A parallel iterated tabu search heuristic for vehicle routing problems [J]. Computers and Operations Research, 2011, 39 (9): 2033-2050.
- [11] PESSOA A, SADYKOV R, UCHOA E. Enhanced branch-cut-and-price algorithm for heterogeneous fleet vehicle routing problems [J]. European Journal of Operational Research, 2018, 270 (2): 530-543.
- [12] 庞凌. 物流配送中烟花算法结合遗传算法的异质车队路径优化方法 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (8): 245-248.
- [13] 李小川, 刘媛华, 王影歌. 求解多目标带时间窗 VRP 的文化狼群算法 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37 (4): 1025-1029.
- [14] 殷亚, 张惠珍. 求解带硬时间窗的多目标车辆路径问题的多种混合蝙蝠算法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34 (12): 3632-3636.
- [15] 樊世清, 娄丹, 孙莹. 生鲜农产品冷链物流车辆配送路径优化研究 [J]. 保鲜与加工, 2017, 17 (6): 106-111.
- [16] 肖超. 基于改进蚁群算法的冷链低碳物流路径优化研究 [D]. 天津: 天津商业大学, 2018.