

基于遗传算法的低碳导向的物流中心配送优化

蒋一波, 周泽宝, 李强, 周轲

引用本文

蒋一波, 周泽宝, 李强, 周轲. 基于遗传算法的低碳导向的物流中心配送优化[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 231200035-6.

JIANG Yibo, ZHOU Zebao, LI Qiang, ZHOU Ke. Optimization of Low-carbon Oriented Logistics Center Distribution Based on Genetic Algorithm [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 231200035-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于数据与模型联合驱动的电动汽车充电负荷时空分布预测](#)

Prediction of Spatial and Temporal Distribution of Electric Vehicle Charging Loads Based on Joint Data and Modeling Drive

计算机科学, 2024, 51(11A): 231100110-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100110>

[基于分布式固定时间时变算法的微电网能源调度研究](#)

Research on Microgrid Energy Dispatch Based on Distributed Fixed-time Time-varying Algorithm

计算机科学, 2024, 51(11A): 240200108-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240200108>

[基于小生境算法的空气质量模糊认知图预测](#)

Air Quality Fuzzy Cognitive Map Forecasting Based on Niche Genetic Algorithm

计算机科学, 2024, 51(11A): 240300120-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240300120>

[基于改进近端策略优化算法的智能渗透路径研究](#)

Intelligent Penetration Path Based on Improved PPO Algorithm

计算机科学, 2024, 51(11A): 231200165-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231200165>

[面向风格的软件体系结构演化路径生成方法](#)

Style-oriented Software Architecture Evolution Path Generation Method

计算机科学, 2024, 51(11A): 240100130-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100130>

基于遗传算法的低碳导向的物流中心配送优化

蒋一波 周泽宝 李强 周轲

浙江工业大学计算机科学与技术学院、软件学院 杭州 310023

摘要 “双碳”背景下,交通运输行业作为碳排放的主要贡献者之一,亟需有效的降碳改革以助力国家实现“双碳”目标。针对当前主流的物流中心式物流模式,以单位货运周转量碳排放最小、货运成本最低及配送时间最短为目标,建立低碳导向的物流优化多目标模型,并针对该模型和场景的特点改进 NSGA-II 多目标遗传算法。利用抽象后的某快递公司数据样例进行实验,验证上述多目标优化模型及改进 NSGA-II 算法的有效性和先进性。实验结果表明:从优化调度和路径规划两个角度切入,针对配送全流程进行优化搜索求解,能够有效实现预设控本降碳的目标,为物流企业配送决策提供理论依据。研究结果同时也表明:降碳和成本控制作为物流中的制约因素,不同的目标偏好会对决策产生重大影响。

关键词: 低碳导向;多目标优化;遗传算法;优化调度;路径规划

中图分类号 TP301.6

Optimization of Low-carbon Oriented Logistics Center Distribution Based on Genetic Algorithm

JIANG Yibo,ZHOU Zebao,LI Qiang and ZHOU Ke

College of Computer Science and Technology,Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract The transportation industry, as one of the main contributors to carbon emissions, urgently needs effective carbon reduction reforms to help the country achieve the carbon peaking and neutrality goals. Aiming at the current mainstream logistics center logistics model, a low-carbon oriented logistics optimization multi-objective model is established with the goals of minimizing carbon emissions per unit freight turnover, minimizing freight costs, and minimizing delivery time. The NSGA-II multi-objective genetic algorithm is improved based on the characteristics of this model and the characteristics of the scenario. An abstract data sample of an express company is used to test the effectiveness and progressiveness of the multi-objective optimization model and the improved NSGA-II algorithm. Experimental results show that from the perspectives of optimization scheduling and path planning, optimizing the entire distribution process through search and solution can effectively achieve the preset goal of cost control and carbon reduction, and provide theoretical basis for logistics enterprise distribution decision-making. The research results also indicate that carbon reduction and cost control are constraints in logistics, and different target preferences can have a significant impact on decision-making.

Keywords Low carbon oriented, Multi-objective optimization, Genetic algorithm, Scheduling optimization, Route planning

1 引言

“双碳”目标是我国按照《巴黎协定》规定更新的国家自主贡献强化目标,力求在 2030 年前实现碳达峰,在 2060 年前实现碳中和,这需要对现行社会经济体系进行一场广泛而深刻的系统性变革^[1]。其中,能源、工业、交通、建筑是推进碳达峰、碳中和的重点部门。根据国际能源署(IEA)的数据,就全球而言,电力行业是最大的碳排放行业,占总量的 40%,紧随其后的就是交通运输业,占总量的 21%^[2],交通运输与物流行业作为主要的能源消耗方和碳排放来源,是实现“双碳”目标不可忽视的环节。通过统筹交通基础设施空间布局,优化交通运输结构,来提高运输效率并降低单位运输周转量能耗水平,是低碳交通优化的重要举措之一^[3-4]。如何通过交通物流规划优化实现降碳控本增效是亟需解决的问题。

国内外学者从不同角度对交通规划问题展开研究。一些

学者聚焦于交通运输单元层面的优化,如 Zhang 等^[5]基于碳税量化 B2B 电商环境下低碳要求对物流配送环节的影响,基于配送成本建立多目标优化模型。Zhang^[6]则设计了一套冷链物流中低碳约束的优化算法,使用粒子群算法优化中心仓库的选址问题,并结合遗传算法进行物流配送路径优化,实现冷链物流流程中的降碳减排。Pei 等^[7]基于模拟退火算法,引入 GIS 手段和聚类分析,设计了一套城市物流中的配送优化方案。Jin^[8]则从成本最小化的角度出发,模拟送餐外卖场景,考虑载荷、配送及惩罚机制,提出了基于遗传算法的多目标路径优化算法。Xu 等^[9]将 NSGA-2 算法应用在 VRP 场景中,在路径规划层面引入遗传算法进行多目标优化。Feng 等^[10]致力于将实时 GPS 数据和 GIS 数据引入规划过程,提高算法适应性和鲁棒性。Chen 等^[11]将分层学习和差分进化引入粒子群算法中,增加例子多样性,防止局部最优,借此实现路径规划单目标层面的最优化。Yao 等^[12]考虑实时交通

基金项目:浙江省“领雁”研发攻关计划项目(2023C03154)

This work was supported by the “Ling Yan” R & D Project of Zhejiang Province(2023C03154).

通信作者:蒋一波(jyb106@zjut.edu.cn)

状况变化对低碳车辆路径优化的影响,基于粒子群算法,以低碳和配送时间最短为目标建立整数规划模型进行路径优化。Jiang 等^[13]将运输时间、转运时间设为随机数构建多式联运机会约束模型,证明了碳税政策及其所带来的运输成本的变化能够有效促进运输调度优化,以实现减碳目标。Shen 等^[14]则从时空约束条件出发,针对现实众包场景中任务出现时空随机的问題进行改进,使用聚合调度策略,并将任务分配和路径优化操作迭代进行,实现众包场景下的调度优化,为本文调度优化提供思路。Chen 等^[15]针对冷链运输场景,从经营成本、碳排放量、交通情况、时间窗口等多角度出发,设计了一整套优化运输方案,从效率角度提供可行解。Zhao^[16]针对冷链物流场景,基于蚁群算法构建冷链运输多目标优化模型,兼顾降碳和冷链运输效率的提高。

上述研究着重从运输效率或者碳税成本角度出发考虑如何在物流环节中实现降碳控本增效,目前已有研究普遍缺少对运输本身产生的碳排放的关注,货运减碳方面的成效难以进行量化。针对相关研究中存在的问题和货物运输场景的实际情况,本文着眼于货运周转量这一重要经济指标在货运统计的重要意义,以单位货运周转量所造成的碳排放为抓手,基于目前物流行业主流运营模式提出了一套基于 Pareto 最优解的多目标遗传算法的低碳导向配送优化算法,旨在从路径规划和调度优化两个角度降低单位货运周转量的碳排放。

2 问题分析与建模

2.1 问题描述

目前物流行业主流的运营模式为在交通便利地区建设能将物流集散、仓储和信息管理等功能实现一体化运作的物流中心,其负责集中存储并根据下层物流节点的需求进行货物配送,从而实现区域辐射的模式。该模式以经营规模大、管理高效、物流成本低等特点而被快递物流、冷链生鲜等众多行业采用。

本文在物流行业主流运营模式的应用场景下,以提高货车载重系数和优化路径为切入点,基于车辆道路情况及企业货运需求对车辆调配和路径规划进行优化,使用多辆异型车辆完成物流中心至各下属站点的物流配送,求解物流全程货运总成本、配送时间和单位货运周转量碳排放的综合最优物流配送方案。

结合上述应用场景的特点提出如下假设:

- 1) 物流中心只有一个且已知,所有货物均由物流中心发出;
- 2) 各物流节点配送需求由起点、终点、载重和时间约束表示,需求整合形成货运工单;
- 3) 各物流节点都有车辆负责配送,且送达时间不能超过时间约束;
- 4) 配送车辆属性包括空重、最大载重、空载油耗、满载油耗、使用固定成本和行驶成本;
- 5) 车辆运输全程载重总量不能超过自身的最大载重;
- 6) 总体优化的目标:单位货运周转量碳排放最低,配送时间最短,总成本最低。

2.2 数学模型

不同的配送方案对应的货运总成本、配送时间和单位货运周转量碳排放各不相同,模型将相关信息符号表示为:

$P = \{p_0, p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为物流节点集合, 0 表示物流中心, 其余为产生配送需求的物流节点;

$n = |P| - 1$ 为物流节点数量(不包括物流中心);

$V = \{v_1, v_2, \dots, v_v\}$ 为使用车辆集合;

$N_v = \{p_1, p_2, \dots\}$ 为某辆车负责节点集合;

μ_i 为 i 型车油耗系数;

w_i 为 i 型车空重, 单位为吨;

W_i 为 i 型车最大载重, 单位为吨;

w_{ip} 为车辆动态载重, 单位为吨;

f_i 为 i 型车空重油耗, 单位为升/百公里;

F_i 为 i 型车满载油耗, 单位为升/百公里;

d_i 为配送车辆 i 行的驶距离, 单位为千米;

δ 为碳排放因子;

c_v 为配送车辆的固定成本, 单位为元/车次;

c_f 为配送车辆的行驶成本, 单位为元/公里;

x_i 为物流节点 i 的配送需求, 单位为吨;

y_i 为物流节点 i 到物流中心的地理距离, 单位为千米;

T_i 为物流节点 i 的时间约束, 单位为小时;

t_i 为配送至物流节点 i 的所需时间, 单位为小时。

目标函数:

$$f_1 = \min\left(\sum_{i=1}^n (c_v + c_f * d_i)\right) \quad (1)$$

$$f_2 = \min\left(\sum_{i=1}^n t_i\right) \quad (2)$$

$$f_3 = \min\left(\frac{E}{RFTK}\right) \quad (3)$$

$$\mu_i = \frac{F_i - f_i}{W_i - w_i}, \forall i \in V \quad (4)$$

$$RFTK = \sum_{i=1}^P x_i * y_i, \forall i \in P \quad (5)$$

$$E = \delta * \sum_v \left(\frac{\sum_i^{N_v} \Delta d * (w_{ip} * \mu_v + f_v)}{100} \right), \forall v \in V \quad (6)$$

约束条件:

$$x_i \geq 0, y_i \geq 0, \forall i \in P \quad (7)$$

$$t_i \leq T_i, \forall i \in P \quad (8)$$

$$w_v + \sum_{i=1}^{N_v} x_i \leq W_v, \forall v \in V \quad (9)$$

式(1)~式(3)为目标函数。目标(1)表示配送的总成本最小化。货运配送的总成本主要包含出车的固定成本 c_v 和行驶成本 c_f 。其中固定成本包含配送车辆维护成本和司机绩效薪资, 此项成本与出车数量直接相关, 但不与行驶距离相关; 行驶成本则主要为油耗产生, 与行驶距离直接相关。目标(2)表示配送任务的配送时间最短化, 规定配送时间由配送完所有物流节点的时间 t_i 求和决定, 即此次运输工单任务需求下配送的总时间, 配送时间与车辆的运输调配和路径规划直接相关。目标(3)表示配送任务单位货运周转量碳排放最低化, 单位货运周转量碳排放由配送任务的货运周转量总和 $RFTK$ (见式(5))和配送任务碳排放总和(见式(6))计算得出, 式(4)表示各车型货车的油耗系数的计算方法。式(4)~式(6)将在 2.3 节进行详细说明。

式(7)一式(9)为约束条件。式(7)为配送任务的非负约束,式(8)为各物流节点的时间约束,式(9)为各车辆的载重约束。

2.3 货运周转量和碳排放计算

周转量是交通运输领域最常用的计量单位。货运周转量是指运输货物的数量与运输距离的乘积,能够全面地反映运输生产成果,是考核货物运输业的综合性的产量指标。针对本文所预设场景,物流中心工单任务给出后,配送任务的总货运周转量就已确定,为各节点的周转量总和,计算方式如 2.2 节(式(5))所示。

货运碳排放与货运车辆油耗呈强线性相关。根据 Xiao^[17]的研究,在相同的行驶工况下,货车的载重系数即载荷与总重的比值能够显著影响单位货物产生的油耗。Xiao 的研究表明提高货车货运过程中的载重系数有利于降低单位货物产生的油耗,因此在本文的优化模型中,货运调配也是优化的主要途径之一。式(4)能够表示不同货车在理想情况下与载荷正相关的油耗系数。通过组织货运车辆行驶指定的配送顺序和路线,提高整个货运过程的整体载重系数,减少因为低载甚至空载带来的非必要油耗,进而降低运输产生的碳排放,是本模型降碳的核心优化途径之一。在此场景下,物流配送的总碳排放如 2.2 节式(6)所示,由各货车的碳排放累加而成,而每一辆车的碳排放由其在各阶段运输过程中的油耗系数和载重计算所得到的油耗乘碳排放因子得到。

3 基于改进 NSGA-II 算法的配送优化

3.1 遗传算法

本文预设场景可视为一个旅行商问题^[18]的多人多目标变种,是一个 NP 完全问题,传统精确算法求解的计算量随着问题规模的增加而急剧增加,使用传统方法求解难以获得有效的最优路径。借助遗传算法较强的群体搜索能力来解决 NP 完全问题是解决此类问题的不错选择。遗传算法是一种基于适者生存进化思想的仿生算法^[19],采用随机化搜索而不是传统的使用确定性计算工具求解问题,通过引入改进方法可以保证随机化搜索能够在可接受的代价下取得较好的结果。

NSGA-II^[20]作为最流行的多目标遗传算法之一,DebK 为其引入了带有精英策略的快速非支配排序算法,实现多目标优化前提下的 Pareto 最优排序,具有运行速度快、解集的收敛性好的优点。本文将基于第 2 章所述模型的特征对 NSGA-II 做出改进,并使用改进 NSGA-II 算法和原算法求解本文场景低碳导向配送优化问题,对两者性能进行比较。

3.2 改进 NSGA-II 算法设计

1) 染色体编码

染色体编码的核心是通过基因片段间的排序表征物流配送的顺序,并使用分隔符划分不同节点配送所属车辆,如图 1 所示。编码时先根据配送工单的需求生成所有的基因片段,如当物流中心有 1.5 吨的货物需要在 2 小时内配送至物流节点 P1 时,在染色体中生成以 P1 为元标识符的基因片段,此外,使用车辆分隔符 0 作为车辆调配的分界线。图 1 中染色体表示调配安排车辆 V1 和 V2 分别按照 P1-P2-P3-P4 和 P5-P6-P7-P8 的顺序进行物流配送,车辆 V3 完成对 P9 的独立配送。

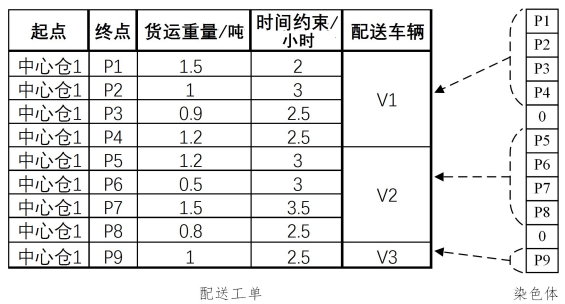


图 1 染色体编码方式

Fig. 1 Chromosome encoding

2) 初始种群生成

最终解的优劣和种群的进化速度与初始种群有很大的关系,因此在初始种群的生成过程中要保证种群质量和种群规模的合理性。根据引入基于距离的启发算法能够加快种群的收敛的发现,本文针对物流节点的拓扑结构,使用 A* 算法计算各节点之间的距离,在染色体生成过程中优先组织距离较近的节点,使用基于距离的启发式算法随机生成相应数目的染色体,并对染色体代表的配送工单进行载重约束、时效约束等约束验证,使用验证通过的染色体作为初始种群。

3) 适应度计算与排序

适应度是遗传算法中一个非常重要的因素,它是遗传算法进行遗传操作时的重要依据。适应度函数决定着这个种群的进化方向。在本文中,使用 2.2 节提到的 3 个目标函数作为适应度测量指标,个体根据自身染色体特征可计算得到自身的适应度,引进快速非支配排序算法,根据个体的适应度对种群进行 Pareto 最优排序,最优个体排序等级为 1,次优排序等级为 2,以此类推。

4) 选择算子

选择操作是指从原种群中挑选出优质个体,根据适者生存法则,适应度越高的个体越有可能在进化过程中保留下来。本文使用二元锦标赛方式,根据个体的 Pareto 排序等级和拥挤排序方法选择优质个体。

5) 交叉算子

从父代中随机选择两个个体,采用指定方式产生两个完全不同的个体。本文所采用交叉算子的具体操作方式为:随机选择几个非车辆分隔符的基因片段作为交叉段,并将两个父代中相关基因片段的序列顺序进行交换,得到两个新的子代。交叉过程如图 2 所示。在交叉的过程中,保证染色体中车辆分隔符保持不变。

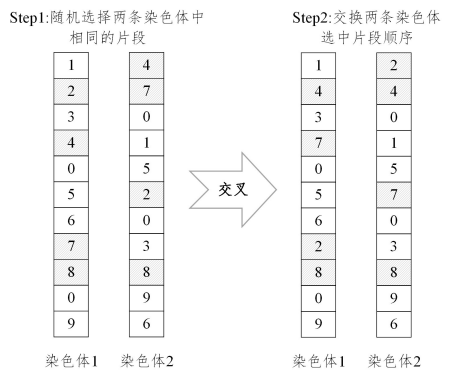


图 2 交叉算子示意图

Fig. 2 Crossover operator diagram

6) 变异算子

为了使种群更加丰富多样,并防止掉入局部最优解陷阱,需要执行变异操作。本文结合染色体特征和应用场景设计了4种不同的变异算子:反转突变、倒转突变、互换突变和车辆重排突变。反转突变指定一段染色体进行基因片段反转,即反转其中物流节点的配送顺序,以此实现变异效果;倒转突变则是通过选择一段染色体进行打乱来实现变异效果;互换突变是将随机两位基因片段进行交换;车辆重排突变是在保留配送顺序的前提下进行车辆的重新调度,实现突变效果。变异过程如图3所示。变异以一定概率出现在子代产生的过程中,通过变异可以产生一些新的配送顺序,保证子代的多样性。

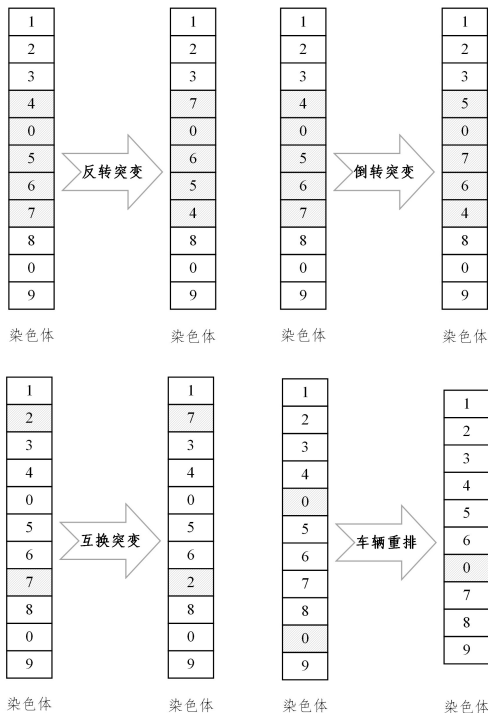


图3 变异算子示意图

Fig. 3 Mutation operator diagram

4 算法验证和分析

为了验证模型与算法的合理性与有效性,本文选取某快递公司分拨中心的配送数据进行实例分析。该分拨中心作为城市片区物流中心,负责分拣所有到达该地区的快递,并将其配送至下一级快递站、菜鸟驿站等站点。相关数据根据实际场景脱敏产生,物流配送需求工单服从实例规律,路网经过简化和抽象后如图4所示。

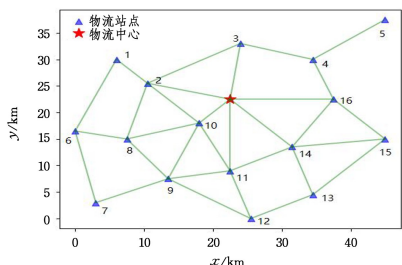


图4 物流中心和下属站点地理位置分布图

Fig. 4 Geographical distribution map of distribution centers and their subordinate stations

实验使用改进 NSGA-II 算法和原算法求解本文场景低碳导向配送优化问题,从而验证模型的有效性。

4.1 参数设置

场景相关设置方面,配送货车使用柴油为燃料,柴油价格为7.85元每升;货运车辆共有3种不同车型,各车型属性如表1所列;车辆固定成本设置单车使用固定成本150元每车次,司机薪资50元每小时;碳排放因子选用DEMIR等^[21]研究得到的2.73千克CO₂每升。

表1 货运车辆属性

Table 1 Properties of freight vehicles

车型	整车空重	最大载重	空载油耗	满载油耗
A	5.4	4.5	16	20
B	3.6	3.2	13.5	16
C	2	1.6	10	12

实验设置方面,每次模拟根据启发式原则随机生成200个个体,每个种群的迭代次数上限为200,进行10次模拟后对模型效果进行分析。

4.2 求解结果

根据4.1节所设置参数进行实验,选取3个优化目标各自最优的方案呈现,如表2所列。方案1为降碳为优先目标的优化结果,此方案中存在明显的选小车、多派车倾向,这种方案可以显著提高运行全程的综合载重系数,降低车辆本身及低载重系数情况下产生的额外碳排放,方案单位货运周转量所造成的碳排放为0.792(kg/t·km),显著优于方案2和方案3,同时多车的策略也导致成本中固定开支上升,进而使得总成本难以控制;方案2为以成本为优先考虑目标的最优结果,车辆调配中尽量使用大车以减少固定成本,实现低成本的效果,相较于低碳方案,成本得到了显著控制;方案3侧重运输时间的最小化,在路径规划层面实现了最优,配送时间4.95小时也明显优于其他方案,但这导致了碳排放激增,另一方面因为成本中的司机薪资与绩效挂钩,薪资成本的控制一定程度上对冲了其他成本的提升,所以较于方案2在成本方面的变化非常细微。从上述结果可以看出,各目标之间存在着比较强的牵制性,根据优化方向的不同,运输调度方案各有其特点。

表2 最优配送方案的比较

Table 2 Comparison of optimal delivery plans

方案	配送调度方案	单位周 转量碳排放	配送 成本	配送 时间
1	B(10-11-9-7-6-8-2-1)	0.792	956.89	5.54
	C(14-15-13-12)			
	C(16-4-5-3)			
2	A(11-12-13-14-15-16-4-5)	0.869	811.72	5.19
	B(10-9-7-6-8-2-1-3)			
3	A(3-5-4-16-15-14-13-12-11)	0.918	813.95	4.95
	B(10-9-7-6-8-2-1)			

相较于方案2和方案3,方案1通过车辆调度优化在路径最优化的基础上显著降低了单位货运周转量所造成的碳排放,各优化目标之间的选择需要根据场景斟酌。

4.3 算法性能分析

图5是10次模拟种群进化过程中各目标函数的收敛性平均曲线。通过观察改进NSGA-II算法曲线可以发现初始阶段各项优化目标函数数值都在一个比较高的水平,随着种群迭代,各指标都在迭代进化过程中逐步优化,且各项指标都

表现出进化前期显著下降而后期缓慢下降区域收敛的趋势。最终,种群的各项优化目标在迭代 100 代后进入相对收敛

状态,单位货周转量碳排放收敛到 0.79 左右,配送总成本收敛到 840 左右,运输总时间收敛到 5.1 左右。

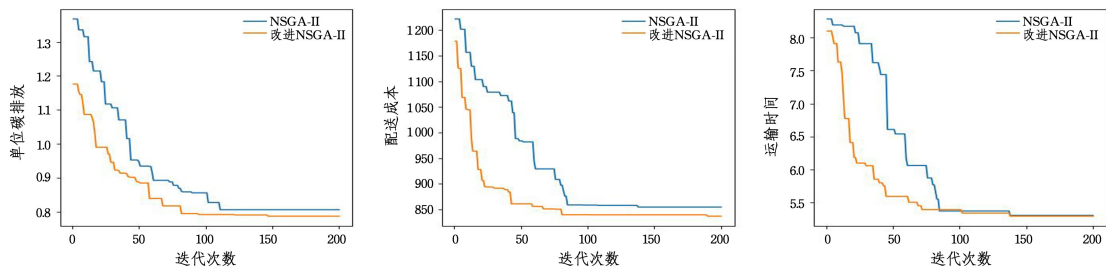


图 5 收敛性分析

Fig. 5 Convergence analysis

根据种群和解集中各目标函数最优值的收敛情况,可知在迭代 100 代后得到的解目标基本处于收敛状态,可以认为其已经是最优解集之一,说明本文提出的改进 NSGA-II 算法能够有效求解本文场景提出的问题。

对比使用经典 NSGA-II 算法和改进 NSGA-II 算法对物流配送解空间求解过程中各优化目标函数值的变化曲线,可以发现,在初始化过程中使用基于距离的启发式算法生成的初始种群具有更好的特征,且能够更快地迭代到最优种群。此外,两条曲线的最终种群状态说明本文所设计的场景优化变异算子可以防止种群掉入局部最优陷阱,种群能以更大的概率找到最优解。

结束语 本文所设计的低碳导向的物流配送优化从物流调度和路径规划两个角度切入,以提高货车载重系数和降低单位货周转量所产生的碳排放为抓手,对预设场景进行建模,并设计改进 NSGA-II 算法对模型进行求解。实验结果表明,本文所设计的改进 NSGA-II 算法能够有效的解决预设物流场景下降碳增效的问题,且相应改进措施能够显著提升遗传算法的搜索性能。

同时我们还发现,物流企业不同优化目标的选择对最终的配送决策方案有着重要影响,不同优化目标之前存在着制约关系,在优化过程中需要重视自身对不同目标的偏好,结合企业自身需求对不同目标进行取舍,实现对车辆调度的调整和配送路径的优化,为物流行业降低企业运营成本、提高物流配送效率和环保质量提供借鉴和参考。

参考文献

[1] ZHUANG G Y. The challenges and countermeasures faced by China in achieving the “dual carbon” goal[J]. People’s Tribune, 2021(18): 50-53.
 [2] XIUFM. The concept and implementation approach of low-carbon transportation[J]. China Transportation Review, 2010(5): 13-17.
 [3] Project Comprehensive Report Writing Group. Comprehensive report on China’s long-term low-carbon development strategy and transformation path[J]. China Population, Resources and Environment, 2020, 30(11): 1-25.
 [4] HU A G. 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.
 [5] ZHANG D Z, QIAO X, XIAO B W, et al. Multi-objective vehicle

routing optimization based on low carbon perspective and random demand[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(8): 2165-2174.

[6] ZHANG N. Multi-target optimization method of cold chain logistics distribution shared warehouse location under low-carbon constraint[J]. Automation and Instrumentation, 2023, 279(1): 57-63.
 [7] PEI X B, JIA D F. Optimizing Multi-Objective Vehicle Routing Problem in City Logistics Based on Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of Mathematics in Practice and Theory, 2016, 46(2): 105-113.
 [8] JIN X L, LI J G. Research on Multi-target Path Optimization Algorithm Based on Genetic Algorithm[J]. Computer Technology and Development | Comput Technol Dev, 2018, 28(2): 54-58.
 [9] XV H Y, ZHAO J M, ZHANG Y, et al. Application of the Improved NSGA II in Multi Objective Optimization for the Vehicle Routing Problem[J]. Computer Engineering & Science, 2010, 32(10): 117-121.
 [10] FENG L, LIANG G Q. Real-time Dynamic Vehicle Scheduling and Vehicle Routing Problem Based on GPS & GIS Collaboration[J]. Computer Science, 2017, 44(9): 272-276, 285.
 [11] CHEN Y, HUANG P X, CHENG J P, et al. Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Hierarchical Learning and Different Evolution for Solving Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. Computer Science, 2022, 49(S2): 188-194.
 [12] YAO K, YANG B, ZHU X L. Low-Carbon Vehicle Routing Problem Based on Real-Time Traffic Conditions[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(3): 231-237.
 [13] JIANG Q W, LIN Y, FENG F L. Research on Multimodal Transport Path Optimization Problem Considering Carbon Tax Value Changes Under Fuzzy Time[J]. Journal of Industrial Technological Economics, 2020, 39(4): 81-88.
 [14] SHEN B, SHEN L W, LI Y. Dynamic Task Scheduling Method for Space Crowdsourcing[J]. Computer Science, 2022, 49(2): 231-240.
 [15] CHEN J X, LIAO W Z, YU C W. Route optimization for cold chain logistics of front warehouses based on traffic congestion and carbon emission[J]. Comput. Ind. Eng., 2021, 161: 107663.
 [16] ZHAO B L, GUI H X, LI H Z, et al. Cold chain logistics route optimization considering traffic condition[J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(4): 90-95.
 [17] XIAO Y Y, ZHAO Q H, KAKU I, et al. Development of a fuel

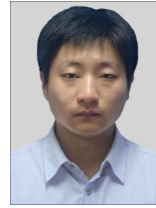
consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem[J]. *Comput. Oper. Res.*, 2012, 39(7):1419-1431.

[18] CHEN W L, DAI S G. Review of Algorithms for Traveling Salesman Problems [J]. *Journal of Chuzhou University*, 2006 (3):1-6.

[19] XI Y G, CHAI T Y, YUN W M. Review of Genetic Algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 1996(6):697-708.

[20] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 2002, 6(2):182-197.

[21] DEMIR E, BEKTAS T, et al. An adaptive large neighborhood search heuristic for the Pollution-Routing Problem [J]. *Eur. J. Oper. Res.*, 2012, 223(2):346-359.



JIANG Yibo, born in 1982, Ph.D, associate professor, master supervisor, is a member of CCF (No. 80054M). His main research interests include smart grid and big-data analysis.