煤矿井下无轨胶轮车多目标优化调度方法研究*

姚军[1],吴邦民[1,2],贺耀宜[2]

(1.西安科技大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710600;
2.中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州市 213015)

摘要:针对煤矿井下无轨胶轮车人工调度成本高、车辆利用率低的问题,通过构建智能化调度模型协同优化运输效率与环保性能。首先,建立融合硬时间窗、货物禁忌和里程约束的MT-CVRPTW模型。其次,构建以总成本与碳排放最小化为目标的双目标优化模型,并提出基于并行遗传算法(PGA)和自适应大邻域搜索(ALNS)的PGA-ALNS混合优化框架。仿真试验结果表明,该算法通过PGA的全局搜索与ALNS动态邻域优化的双层协同机制,结合时间敏感权重策略和精英保留机制,使碳排放成本保持最低,相较于遗传算法和模拟退火算法,其运输总成本分别降低了11.1%和7.6%,总距离分别降低了10.7%和4.7%,求解时间分别缩短了40.2%和36.1%。采用PGA-ALNS算法优化后的调度方案,其车辆平均实载率达94.16%。该方法有效提升了井下运输的经济性与环保性,为智能矿山建设提供了技术路径。

关键词:无轨胶轮车;多目标优化;并行遗传算法;自适应大邻域搜索;低碳运输

中图分类号:TD529 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)02-0280-08

Study on Multi-Objective Optimization Scheduling Method for Trackless Rubber-Tyred Vehicles in Underground Coal Mines

YAO Jun[1], *WU Bangmin*[1,2], *HE Yaoyi*[2]

(1.College of Communication and Information Technology,
Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710600, China;
2.China Coal Technology & Engineering Group Changzhou
Research Institute Co., Ltd., Changzhou, Jiangsu 213015, China)

Abstract: Aiming at the problems of high cost in manual scheduling and low vehicle utilization rate for trackless rubber-tyred vehicles in underground coal mines, an intelligent scheduling model was established to coordinately optimize transportation efficiency and environmental performance. Firstly, the MT-CVRPTW model integrating hard time windows, cargo taboos and mileage constraints was established. Secondly, a bi-objective optimization model with the objectives of minimizing the total cost and carbon emissions was constructed, and a Parallel Genetic Algorithm-Adaptive Large Neighborhood Search (PGA-ALNS) hybrid optimization framework based on PGA and ALNS was proposed. The results of the simulation experiments show that, through the two-layer collaborative mechanism of the global search of PGA and the dynamic neighborhood optimization of ALNS, combined with the time-sensitive weight strategy and elite retention mechanism, the algorithm keeps the carbon emission cost at the minimum. Compared with the Genetic Algorithm and Simulated Annealing Algorithm, its total transportation cost is reduced by 11.1% and 7.6% respectively, the total distance is reduced by 10.7% and 4.7% respectively, and the solution time is shortened by 40.2% and 36.1% respectively. For the scheduling scheme optimized by the PGA-ALNS algorithm, its average vehicle load rate reaches 94.16%. This method effectively improves the economic efficiency and environmental friendliness of underground transportation, and provides a technical path for the construction of intelligent mines.

Key words: Trackless rubber-tyred vehicle, Multi-objective optimization, Parallel genetic algorithm, Adaptive large neighborhood search, Low-carbon transportation

---

* **收稿日期**:2025-03-12
基金项目:江苏省科技成果转化专项资金项目(BA2022040);天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目(2023-TD-ZD005-003)
作者简介:姚军(1972—),男,陕西西安人,硕士,副教授,主要从事宽带数据网络、网络安全及煤矿安全预警等研究工作。E-mail:yaoj@xust.edu.cn
通信作者:吴邦民(2000—),男,陕西汉中人,硕士研究生,主要从事矿山车辆路径规划与调度研究。E-mail:wlzxyn@163.com

0　引言

煤矿井下辅助运输系统承担着设备、材料及人员的转运任务。无轨胶轮车因其机动性强、载重能力高等特点，成为井下辅助运输的核心装备，但无轨胶轮车调度需满足以下约束[1]：(1)工作面物资配送需严格符合时间窗要求；(2)根据《煤矿用防爆柴油机无轨胶轮车安全使用规范》，调度需遵循分类运输和载重限制，禁止客货混运及危险品混运；(3)无轨胶轮车种类多样，需考虑多车型调度；(4)井下长距离运输调度中需定期检查车辆工况，限制单次行程里程。传统人工调度常因路径规划不合理导致车辆拥堵、空载率高，不仅增加运输成本，还因频繁启停加剧碳排放[2]。因此，本研究提出一种融合多约束条件的无轨胶轮车调度优化方法，旨在解决上述问题，实现总成本与碳排放的双目标协同优化。

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem，VRP)是无轨胶轮车调度优化的核心问题，现有研究可分为两类：一类是单一目标优化方法[3-4]，如ALVARENGA 等[5]提出的遗传算法，韩国国等[6]提出的差分进化算法，张超等[7]、苏楷等[8]、潘帅等[9]提出的蚁群算法等，但这类方法多关注总路径最短，求解质量较低，且难以适配井下多约束场景；另一类是多约束条件或多目标优化方法，如门飞等[10]建立露天矿低碳运输调度多约束优化模型，侯成铭[11]采用改进的 NSGA-Ⅱ算法，ZHANG 等[12]提出改进的多目标白鲸优化算法，减少了总运输时间和路程。然而，这类方法易陷入局部最优，求解效率不足。梁景泉等[13]结合粒子群算法和改进的灰狼优化算法，虽避免了局部最优问题，但仍未解决井下运输场景的复杂约束。

综上，当前研究多聚焦露天矿场景，针对井下无轨胶轮车调度方法仍存在模型适配性差、求解效率低等缺陷。为此，本文提出了考虑硬时间窗和载重限制的多行程车辆路径问题(MT-CVRPTW)，构建以总成本和碳排放最小化为目标的双目标优化模型，设计了融合并行遗传算法(Parallel Genetic Algorithm，PGA)与自适应大邻域搜索(Adaptive Large Neighborhood Search，ALNS)的混合求解框架(PGA-ALNS)，显著提升了优化效率和路径质量。基于国内某煤矿数据的仿真试验表明，所提方法在运输成本、车辆利用率、碳排放及求解效率上显著优于传统算法，可为井下无轨胶轮车智能调度提供理论支持。

1　问题描述与模型建立

1.1　问题描述

为解决煤矿井下无轨胶轮车调度优化问题，本文建立了一个多目标优化模型，目标是实现车辆运输总成本和碳排放的最小化。模型考虑了一个配送中心和 $N=\{1,2,\cdots,n\}$ 个站点，以及 $Z=\{1,2,\cdots,z\}$ 辆可调度的无轨胶轮车。每个站点具有特定的货物需求和服务时间窗，且涉及的货物类型分为散装货、非散装货和特殊物品(如易燃、易爆和腐蚀性物品)。散装与非散装可混运，但散装间不可混运[2]。模型目标为确定车辆的运输路线，使总运输成本和碳排放最小。为简化模型，做出以下假设：

(1) 所有车辆从配送中心出发，并在任务完成后最终返回；

(2) 车辆类型一致，运载能力相同，遵循货物类型运输限制；

(3) 站点位置和需求均已知，且每个站点仅被访问一次；

(4) 车辆行驶速度固定，不受交通影响；

(5) 每辆车需满足各站点服务时间窗和总服务时间限制；

(6) 车辆行程连续，每次行程均起始于前一次结束时间；

(7) 车辆为燃油车，油耗和二氧化碳排放与行驶里程成正比，忽略其他影响因素。

1.2　参数定义

MT-CVRPTW 问题定义在有向图 $G=(V,A)$ 上，其中 V 表示 $n+1$ 个顶点的集合，A 是边的集合。在本文中，用数字 0 表示配送中心。调度模型中涉及的参数定义见表 1。

表 1　调度模型中涉及的参数定义

Table 1　Parameter definitions involved in the scheduling model

参数	特定含义	单位
N	任务配送点集合，表示为 $N=\{1,2,\cdots,n\}$。	—
Z	车辆集合，表示为 $Z=\{1,2,\cdots,z\}$。	—
V	所有顶点的集合，表示为 $V=\{0\}\cup N$，V_z 代表有向图 G 中第 z 个顶点，全文含义一致。	—

续表

参数	特定含义	单位
A	所有边的集合,表示为 $A=\{i,j\mid i,j\in V\}$。	—
W_z	车辆 z 的所有行程,表示为 $W_z=\{1,2,\cdots,w\}$。	—
w	w 为车辆 z 任务配送的行程次序,全文含义一致。	—
Q	车辆的运载能力。	kg
D_i	配送点 i 的需求。	kg
d_{ij}	配送点 i 和配送点 j 之间的距离。	km
t_{ij}	车辆经过配送点 i 和配送点 j 的时间。	h
F	车辆运输总成本。	元
γ	车辆行驶单位距离的成本。	元/km
θ_1	每辆车的启动成本。	元
θ_2	每升燃料成本。	元
θ_3	每排放 1 kg CO_2 的环境成本。	元/kg
ε	车辆油耗。	L/km
ρ	燃料转换系数。	kg/L
λ	车辆总配送时间超过其最长行驶时间的处罚成本。	元/h
η	超过车辆额定载重量的单位罚款费用。	元/kg
φ	较大的正数。	—
M_t	车辆配送时每次行程的最长配送时间,t 表示时间。	h
M_z	可用于车辆配送的车辆数量上限,z 表示车辆。	辆
τ_w^z	车辆 z 在行程 w 上服务配送点的顺序。	—
β_w^z	车辆 z 在行程 w 上的出发时间。	h
δ_w^z	车辆 z 在行程 w 上的行程时间。	h
ψ_w^z	车辆 z 在行程 w 上的载重量。	kg
d_{ij}^z	车辆 z 在任务点 i 与 j 之间的行驶距离。	km
μ_z	车辆 z 的所有行程里程数集合。	—
γ_z	如果车辆 z 被激活则为 1,否则为 0。	—
X_{ij}^{zw}	如果车辆 z 在行程 w 中为配送点 i 和 j 提供服务,则为 1,否则为 0。	—

1.3 调度优化模型建立及约束条件设定

1.3.1 调度优化模型的建立

针对井下无轨胶轮车调度问题,优化模型的目标函数为最小化总成本 F:

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

车辆运输成本 C_1 与其行驶距离有关:

$$C_1=\gamma\sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N}\sum_{z=1}^{Z}d_{ij}^{z}X_{ij}^{zw} \quad (2)$$

车辆在交付过程中运载超过其载重量的车辆将有罚款费用 C_2:

$$C_2=\eta\sum_{z=1}^{Z}\sum_{w=1}^{W_z}\max\{0,\psi_w^z-Q\} \quad (3)$$

由于车辆本身属性,在配送过程中有时间限制,超过其最长服务时间的惩罚成本 C_3 为:

$$C_3=\lambda\sum_{z=1}^{Z}\sum_{w=1}^{W_z}(\delta_w^z-M_t) \quad (4)$$

车辆启动将产生启动成本 C_4:

$$C_4=\theta_1\sum_{z=1}^{Z}V_z \quad (5)$$

假设车辆为燃油汽车,启动将产生燃油费用 C_5:

$$C_5=\theta_2\sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N}\sum_{z=1}^{Z}d_{ij}^{z}\varepsilon \quad (6)$$

配送中车辆排放 CO_2 产生的成本 C_6 如下:

$$C_6=\theta_3\rho\sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N}\sum_{z=1}^{Z}d_{ij}^{z}X_{ij}^{zw}\varepsilon \quad (7)$$

1.3.2 约束条件的设定

根据井下运输规范,无轨胶轮车调度需满足以下约束条件:

$$\sum_{i=0}^{N}\sum_{z=1}^{Z}\sum_{w=1}^{W_z}X_{ij}^{zw}=1,\forall j\in N,i\neq j \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^{N}\sum_{z=1}^{Z}\sum_{w=1}^{W_z}X_{ij}^{zw}=1,\forall i\in N,i\neq j \quad (9)$$

$$\sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N}\sum_{w=1}^{W_z}X_{ij}^{zw}\leqslant\gamma_z V_z,\forall z\in Z,i\neq j \quad (10)$$

$$\sum_{z=1}^{W_z}\gamma_z\leqslant M_z \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^{N}X_{0i}^{zw}=\sum_{j=1}^{N}X_{j0}^{zw},\forall w\in W_z,\forall z\in Z \quad (12)$$

$$\psi_w^z=\sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N}D_i X_{ij}^{zw},\forall w\in W_z,i\neq j \quad (13)$$

$$\psi_w^z \leqslant Q, \forall z \in Z, \forall w \in W_z \tag{14}$$

$$\sum_{w=1}^{W_z} \delta_w^z \leqslant M_t, \forall z \in Z \tag{15}$$

$$\sum_{i=0}^{N} X_{ih}^{zw} = \sum_{j=0}^{N} X_{hj}^{zw}, \forall z \in Z, \forall w \in W_z, i \neq j \neq h \tag{16}$$

$$\sum_{i=0}^{N} \sum_{j=0}^{N} X_{ij}^{zw} \leqslant n-1, \forall z \in Z, \forall w \in W_z, i \neq j \tag{17}$$

$$\mu_z = \{W_z \mid z = 1,2,\cdots,Z\} \tag{18}$$

$$\beta_w^z = \begin{cases} 0, w = 1, z = 1,2,\cdots,Z \\ \beta_{w-1}^z + \delta_{w-1}^z, w = 2, z = 1,2,\cdots,Z \end{cases} \tag{19}$$

$$X_{ij}^{zw} \in \{0,1\}, \forall z \in Z, i,j \in \{0,1,2,\cdots,n\}, \forall w \in W_z \tag{20}$$

$$\gamma_z \in \{0,1\}, \forall z \in Z \tag{21}$$

式(8)和式(9)规定各任务点仅由单个车辆沿指定路线独立配送;式(10)限定仅已激活车辆可执行任务;式(11)约束始发车辆数量不超过总库存;式(12)要求无轨胶轮车在任意行程期间进出配送中心的数量相等;式(13)和式(14)分别约束无轨胶轮车在单个行程的负载能力及总负载能力的限制;式(15)约束车辆所有行程总时长不超过最大服务持续时间;式(16)约束各任务点车辆进出数量相等,式中h代表行程w中第h个配送点;式(17)通过无子路线约束消除子行程的可能;式(18)统计全部车辆的行程里程;式(19)建立各行程间发车时间递推关系;式(20)和式(21)定义相关二元决策变量。

根据上述目标函数F及所述约束条件,可构建无轨胶轮车调度多目标优化模型。

2 基于PGA-ALNS的无轨胶轮车调度优化算法设计

针对MT-CVRPTW这类NP-HARD组合优化问题,传统精确算法求解效率低。本研究采用元启发式算法以兼顾计算效率与求解质量,但单一元启发式算法求解高维问题时易早熟收敛[14]。

为此,本研究提出一种混合元启发式协同优化框架,构建多层次搜索机制:由于遗传算法(GA)鲁棒性强且具备并行化潜力[5],本研究将其扩展为并行遗传算法(PGA)并作为全局优化核心算法,同时融合迁移算子与精英策略,利用多核CPU并行计算加速收敛;创新性地将ALNS算法嵌入PGA框架作为局部优化算法,构建PGA-ALNS混合模型求解MT-CVRPTW问题。ALNS算法通过动态调整邻域算子组合概率,结合最优移除与重构操作,交替执行路径片段,深度挖掘解空间[15-17]。该模型通过全局-局部协同优化抑制早熟收敛,提升调度方案的优化质量。PGA-ALNS算法流程如图1所示。

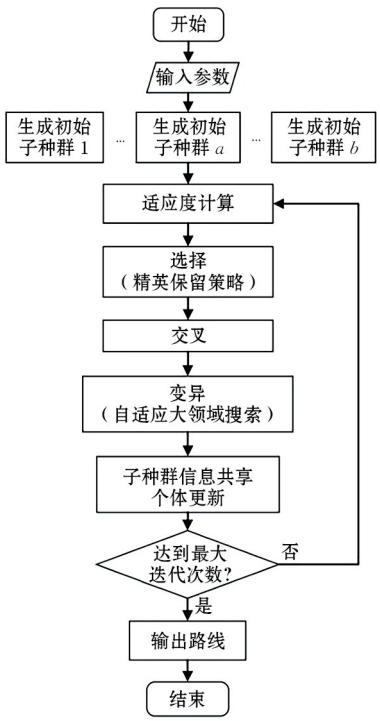


图1 PGA-ALNS算法流程

Fig.1 Process of PGA-ALNS algorithm

由图1可知,算法首先设定种群大小、交叉概率及邻域算子数量等关键参数。其次,采用PGA算法在广域解空间中搜索高质量解集,并行执行子种群初始化、选择、交叉等操作。其中,采用基于ALNS算法的变异操作,动态调整邻域搜索算子权重,持续优化种群个体质量。最后,执行子种群间信息共享操作,获得最优个体后进入下一轮子种群迭代,直至迭代终止。运行过程中,邻域搜索权重根据时间信息动态调整,并通过优化评分机制减少时间复杂度,提升搜索效率。

2.1 并行遗传算法

2.1.1 编码与解码

(1)编码规则。设任务点总数为n,车辆数为z,每辆车有w次运输行程,整个染色体的编码长度为$n+w\times z$。首先,生成$w\times z$维矩阵$\boldsymbol{K}$,将代表$n-1$个任务点的整数与矩阵$\boldsymbol{K}$整合为行向量,随机生成长度为$n+w\times z$的染色体序列,代表一个个体,对应车辆的配送路径。

(2)解码规则。随机排列$n+w\times z$等位基因,将基因序列的位置定位在整数$[n, n+w\times z]$范围

内;根据当前编码的 $n\sim(n+w\times z)$ 等位基因,将车次划分为若干基因段,进而确定每辆车的配送任务点序列。

2.1.2 种群初始化

种群初始化步骤如下:(1) 为集合{1,2,…,z}的每辆车生成对应的染色体;(2) 从集合{1,2,…,n}中随机选择 g 个配送点并生成初始配送路径,并根据式(13)和式(14)验证车辆累积负载以满足容量约束;(3) 为每条路径添加起始点配送中心,生成可行个体 X_i;(4) 计算个体 X_i 的目标函数值,重复步骤(1)至步骤(3)至子种群规模次数,得到初始子种群;(5) 重复步骤(1)至步骤(4)共 P 次,生成 P 个并行子种群,P 表示并行子种群数量。

2.1.3 适应度计算

通过适应度函数评估个体质量,适应度越高则遗传概率越大[18]。本研究中,首先根据目标函数值对个体升序排序如下:

$$F(X_i)\leqslant F(X_j),\forall\, i\leqslant j \tag{22}$$

式中:$F(X_i)$ 和 $F(X_j)(i,j=1,2,\cdots,O)$ 分别表示子种群中个体 X_i 和个体 X_j 对应的目标函数值;O 表示子群体的个体数量。

个体的适应度值为其在该子种群的目标函数值:

$$H(X_i)=F(x_i) \tag{23}$$

式中,$H(X_i)$ 表示个体 X_i 的适应度值。

2.1.4 选择

选择机制确保高适应度个体的遗传。本研究中,选择机制结合轮盘赌选择与精英策略。

(1) 精英策略保留种群最佳个体至子代;

(2) 剩余个体的遗传概率由轮盘赌选择。

个体选中概率与其适应度值呈正相关,每个个体的遗传概率 $p(X_i)$ 如下:

$$p(X_i)=\frac{H(X_i)}{\sum_{i=1}^{O}H(X_i)} \tag{24}$$

每个个体的累积遗传概率 $q(X_i)$ 如下:

$$q(X_i)=\sum_{j=1}^{O}p(X_j) \tag{25}$$

式中:从区间[0,1]中产生一个随机数 r,如果 $r\leqslant q(X_i)$,则选择个体 X_i,否则,根据 $q(X_{m-1})\leqslant r\leqslant q(X_m)$,选择个体 $X_m(m=1,2,\cdots,O)$。此过程需重复 $O-1$ 次,最终生成新的子种群。

2.1.5 交叉

交叉操作用于提升种群的多样性及全局搜索能力,采用部分映射交叉(Partial Mapping Crossover,PMX)保留父代优质路径片段。具体步骤如下。

(1) 将子种群中的个体两两配对,生成 $O/2$ 对配对组合。

(2) 对每对父代个体 X_1 和 X_2,生成随机数 $R\in[0,1]$。若 $r\leqslant P_c$(P_c 为预设交叉概率),执行交叉操作;否则,子代染色体直接复制父代。

(3) 随机选择两个交叉点,截取 X_1 和 X_2 染色体中该区间的基因片段并交换,删除重复基因。

(4) 解码子代染色体生成配送路径,通过式(13)和式(14)验证车辆累积载荷不超过车辆的载重约束。

(5) 重复上述步骤直至子代数量达到 O。

2.1.6 基于 ALNS 算法的局部变异操作

在 PGA 中,变异操作旨在增强 GA 算法的局部搜索能力和种群多样性,以提升路径优化质量。ALNS 算法通过动态组合多种破坏-重构算子实施邻域搜索,其核心在于基于算子历史性能的自适应权重调整策略,可有效优化算子选择概率,以增强解空间探索能力[19-20]。

本研究提出两项创新性改进:首先,将 ALNS 算法的邻域搜索机制转化为 PGA 的变异算子,通过任务点的动态移除与重插操作扩展解空间遍历范围;其次,设计考虑时间约束下的自适应权重更新函数,通过动态调整算子选择概率以提升搜索效率。上述融合机制在保持种群多样性的同时,显著增强了算法对高质量解的定向搜索能力。本研究设计了 5 类邻域算子,通过以下步骤实现局部优化操作。

步骤 1:移除操作。

(1) 随机移除算子。随机选择多个属于集合 N 的任务点进行移除,增强解的多样性及全局探索。

(2) 最差移除算子。按目标函数 F 恶化最大准则移除任务点。

步骤 2:插入操作。

(1) 随机插入算子。将移除的任务点随机重插,且满足容量约束。

(2) 贪婪插入算子。遍历所有可能的插入位置 h,计算 $\Delta=\min_{h\in S}\{\Delta F_{i,h}\}$,选择使任务点从位置 i 插入到位置 h 处,目标函数值 $F(S)$ 的变化值($\Delta F_{i,h}$)最小的位置 h 进行插入,S 表示当前解的结构集合。

(3) 遗憾插入算子。通过贪婪插入确定最佳插入位置 h_1 与次佳插入位置 h_2,分别计算目标函数变化值 $\Delta F_{i,h_1}$ 与 $\Delta F_{i,h_2}$,以及遗憾值 $e=\max_{(h_1,h_2\in S)}\{\Delta F_{i,h_1}-\Delta F_{i,h_2}\}$,并选择 e 最大的任务

点插入至对应位置。

步骤 3:基于时间约束的自适应权重选择机制。

ALNS 算法局部搜索的关键在于邻域算子策略组合的选择。本文设计了一种新的自适应机制,用于动态选择策略组合。设策略组合 i 的权重为 π_i,策略组合 j 的权重为 π_j,策略组合总数为 k,策略组合 i 被选中的概率 P_i 为:

$$P_i=\frac{\pi_i}{\sum_{j=1}^{k}\pi_j} \tag{26}$$

采用周期性评分机制对各策略组合进行评价:(1) 新解总成本 $\leqslant$ 全局最优解决点成本,加 33 分;(2) 新解总成本 $<$ 当前解总成本,加 9 分;(3) 其他情况加 13 分。如式(27) 所示:

$$\theta_{i,j+1}=\theta_{i,j}+\max\begin{cases}33, F(S_{\text{new}})\leqslant F(S_{\text{glob}})\\ 9, F(S_{\text{new}})\leqslant F(S_{\text{current}})\\ 13, F(S_{\text{new}})>F(S_{\text{current}})\end{cases} \tag{27}$$

式中:$\theta_{i,j}$ 表示第 j 个周期策略组合 i 的分数;$\theta_{i,j+1}$ 表示第 $j+1$ 个周期策略组合 i 的分数;$F(S_{\text{new}})$ 表示新解总成本;$F(S_{\text{glob}})$ 表示全局最优解总成本;$F(S_{\text{current}})$ 表示当前解总成本。

为满足车辆配送货物的时间窗限制,提高算法求解速度,引入时间因子调整权重组合:

$$\pi_{i,j+1}=(1-R)\pi_{i,j}+R\frac{\theta_{i,j}}{T_{i,j}} \tag{28}$$

式中:$\pi_{i,j}$ 表示第 j 个周期策略组合 i 的权重;$\pi_{(i,j+1)}$ 表示第 $j+1$ 个周期策略组合 i 的权重;$T_{i,j}$ 表示执行时间;R 表示历史权重因子,$R\in(0,1)$,其值越接近 1,历史权重的影响越大。$T_{i,j}$ 超过时间窗限制时降低权重,反之增加权重。

步骤 4:算法流程。

识别当前解的结构集合 S 的阶数 → 基于权重选择删除 / 插入算子并生成邻域解 → 按目标值更新解及算子得分(单次邻域搜索仅接受更优解)。

2.2 并行计算

并行计算通过多核 CPU 同时处理多个子任务,显著加速求解过程,与 PGA 子种群并行进化的原理相吻合。本文利用 MATLAB 的 Parfor 功能,在多核环境下生成 P 个子种群,每个子种群独立执行选择、交叉和变异操作。子种群完成进化后,通过替换最差个体实现信息共享,在达到预设迭代次数后生成最优个体种群。

3 仿真试验与结果分析

为验证算法的有效性,本文收集了曹家滩煤矿井下无轨胶轮车实际调度数据集,选取了 30 个典型样本案例,并对每个案例进行 60 次仿真试验,取试验结果的均值,对比分析本文算法与传统算法(GA、模拟退火算法(SA))在各指标上的性能表现。

3.1 算例说明

假设煤矿现有 10 t、20 t 无轨胶轮车若干,1 个货运中心(站点 0)和 N 个需要配送的站点,前 5 个站点的货运信息见表 2。车辆平均行驶速度为 20 km/h,车辆的最大行驶里程为 50 km。

表 2 国内某煤矿无轨胶轮车配送数据

Table 2 Distribution data of trackless rubber-tyred vehicles in a domestic coal mine

任务需求点	坐标	货物需求量/t	预约窗口	货物类型	服务时间/h
0	(100,190)	0.0	8:00—12:00	—	—
1	(130,41)	5.7	8:00—8:30	非散货	0.05
2	(87,126)	2.6	8:00—8:15	非散货	0.10
3	(112,51)	5.3	8:00—8:30	单独运输	0.10
4	(114,152)	8.3	10:00—10:30	非散货	0.12
5	(40,72)	9.1	8:00—8:30	散货	0.10

3.2 试验参数设置

试验相关参数设置如下。

(1) PGA 参数。子种群数量 P 为 50,交叉概率 P_c 为 0.8,变异概率 P_r 为 0.2,子种群个体数量 O 为 40,种群迭代次数 100,方差概率 P_m 为 0.01,冷却系数 q 为 0.95,初始温度 T_0 为 100 ℃,终止温度 T_e 为 1 ℃。

(2) ALNS 参数。初始温度 T_1 为 200 ℃,最终温度 T_d 为 1 ℃,冷却速率为 0.8,迭代次数为 100。

(3) 成本参数。车辆行驶 1 km 的成本 γ 为 4 元,每辆车的启动成本 θ_1 为 200 元,燃料成本 θ_2 为 7.8 元/L,每排放 1 kg CO_2 的环境成本 θ_3 为 8.2 元,每 km 油耗 ε 为 0.4 L,燃料转换系数 ρ 为 2.36 kg/L,车辆总配送时间超过其最长行驶时间的处罚成本 λ 为 50 元/h,超过车辆额定载重量的单位罚款费用 η 为 50 元/kg。

3.3 对比仿真试验

3.3.1 仿真试验

煤矿地面配送中心使用无轨胶轮车向井下 30 个任务点配送物料,设定固定车速、最长配送时间与最大行驶距离。对 3 种算法分别进行 100 次迭代、60 次试验,取试验结果的均值。PGA-ALNS 配送路线如图 2 所示;各算法的运输总成本对比如图 3 所示;各算法的性能指标对比见表 3;PGA-ALNS

配送路线方案见表 4。

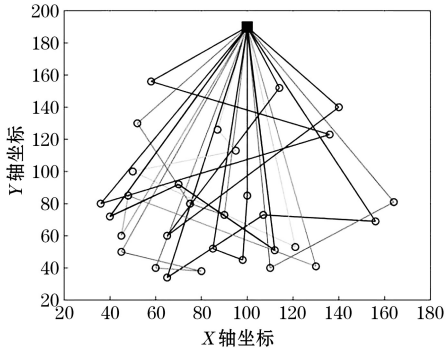


图 2 PGA-ALNS 配送路线

Fig.2 Distribution routes of PGA-ALNS

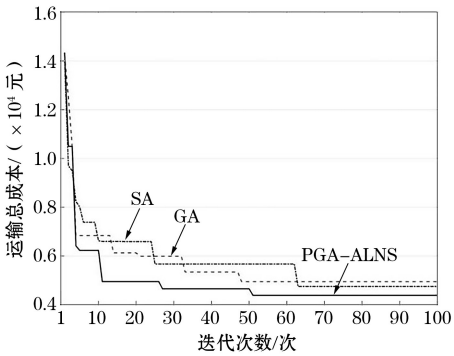


图 3 各算法的运输总成本对比

Fig.3 Comparison of total transportation costs of each algorithm

表 3 各算法的性能指标对比

Table 3 Comparison of performance indices of each algorithm

算法	总成本/元	车辆启动成本/元	碳排放成本/元	求解时间/s	总距离/km	胶轮车数量/辆	总车次	总配送时间/h	平均实载率/%
PGA-ALNS	4 385.94	1 800	1 331.04	7.6	176.25	5	9	2.1	94.16
GA	4 932.77	2 000	1 527.64	12.7	197.35	5	10	2.5	87.43
SA	4 748.06	2 000	1 431.43	11.9	184.92	5	10	2.3	82.56

表 4 PGA-ALNS 配送路线方案

Table 4 Distribution route schemes of PGA-ALNS

车辆编号	配送路线方案	路线载重量/t	路线长度/km	线路总长/km	路线配送时间/h	总配送时间/h	实载率/%
1	0→15→21→17→0	19.30	13.2	29.1	0.815	1.04	96.5
	0→16→18→19→0	19.10	15.9		0.226		95.5
2	0→5→6→27→0	19.30	14.7	28.3	0.935	1.81	96.5
	0→8→4→1→0	18.90	13.6		0.880		94.5
3	0→20→23→14→0	19.30	15.1	29.8	0.955	1.84	95.0
	0→12→7→11→0	19.55	14.7		0.885		96.0
4	0→13→3→22→30→0	19.10	18.3	30.8	1.180	2.10	95.5
	0→29→2→10→0	18.50	12.5		0.830		92.5
5	0→25→26→0	18.90	11.6	11.6	0.710	0.71	94.5

3.3.2 结果分析

(1) 图 2 与图 3 的仿真结果表明,PGA-ALNS 算法在 30 次迭代后达到稳态,总成本较 GA 和 SA 算法分别降低了 11.1%和 7.6%。这表明该算法在综合成本控制上优势显著,提升了运输效益。

(2) 表 3 和表 4 数据表明,PGA-ALNS 算法的车辆平均实载率达 94.16%,使用车次减少 10%,车辆总行驶距离较 GA 和 SA 算法分别减少了 10.7%和 4.7%,求解时间分别缩短了 40.2%和 36.1%,碳排放成本保持最低,表明该算法能满足井下运输的行驶里程与时间窗等约束,同时实现资源利用率、运输成本和碳排放管控的协同优化。

4 结论

(1) 针对煤矿井下无轨胶轮车人工调度成本高、车辆利用率低的问题,本研究构建了融合硬时间窗、货物禁忌及里程约束的多目标优化模型,从而实现了运输成本与碳排放的协同优化。

(2) 本文提出的 PGA-ALNS 算法,通过 PGA 的全局搜索与 ALNS 动态邻域优化的双层协同机制,结合时间敏感权重策略和精英保留机制,使碳排放成本保持最低,相较于 GA 和 SA 算法,PGA-ALNS 总成本分别降低了 11.1%和 7.6%,总距离分别降低了10.7%和 4.7%,求解时间分别缩短了 40.2%和 36.1%。

(3) 采用 PGA-ALNS 算法优化后的调度方案,其车辆平均实载率达 94.16%,实际应用中,该优化算法可集成至煤矿智能辅助运输管理系统,实时响应动态需求变化,为井下安全高效运输提供保障。

参考文献(References):

[1] 常凯,刘志更,袁晓明,等.煤矿辅助运输系统智能化现状分析及框架设计研究[J].工矿自动化,2022,48(6):27-35.

CHANG Kai, LIU Zhigeng, YUAN Xiaoming, et al. Analysis of the status and framework design of intelligent coal mine auxiliary transportation system[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(6):27-35.

[2] 鲍久圣,章全利,葛世荣,等.煤矿井下无人化辅助运输系统关键基础研究及应用实践[J].煤炭学报,2023,48(2):1085-1098.
BAO Jiusheng, ZHANG Quanli, GE Shirong, et al. Basic research and application practice of unmanned auxiliary transportation system in coal mine[J].Journal of China Coal Society,2023,48(2):1085-1098.

[3] 贺海涛,廖志伟.煤矿井下无轨胶轮车无人驾驶技术研究与探索[J].煤炭科学技术,2024,50(1):212-217.
HE Haitao, LIAO Zhiwei. Research and exploration on driverless technology of trackless rubbertyred vehicle incoal mine[J].Coal Science and Technology,2024,50(1):212-217.

[4] 陈晓晶.井工煤矿运输系统智能化技术现状及发展趋势[J].工矿自动化,2023,48(6):6-35.
CHEN Xiaojing. Current status and development trend of intelligent technology of underground coal mine transportation system[J]. Journal of Mine Automation, 2023,48(6):6-35.

[5] ALVARENGA G B, MATEUS G R, DE TOMI G. A genetic and set partitioning two-phase approach for the vehicle routing problem with time windows[J].Computers & Operations Research,2017,34(6):1561-1584.

[6] 韩国国,范柄尧.差分进化算法在煤矿井下移动设备路径规划的应用研究[J].中国设备工程,2022(19):91-92.
HAN Guoguo, FAN Bingyao. Research on the application of differential evolutionary algorithm in the path planning of mobile equipment in underground coal mines[J]. China Equipment Engineering,2023(19):91-92.

[7] 张超,江松.基于改进蚁群算法的露天矿无人驾驶卡车智能调度[J].安徽工业大学学报,2022,37(3):267-275.
ZHANG Chao, JIANG Song . Intelligent dispatching of unmanned truck in open pit mine based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Anhui University of Technology,2022,37(3):267-275.

[8] 苏楷,门飞.露天矿运输调度问题求解的自适应果蝇优化算法[J].金属矿山,2017(11):172-176.
SU Kai, MEN Fei. Adaptive fruit fly optimisation algorithm for solving open-pit hauling dispatching optimization problem[J].Metal Mine,2017(11):172-176.

[9] 潘帅,陈钰成,高元,等.带软时间窗的多种服务需求车辆调度问题及其禁忌搜索算法研究[J].武汉理工大学学报,2022,44(6):123-128.
PAN Shuai, CHEN Yucheng, GAO Yuan, et al. Research on multi-service demand vehicle scheduling problem with soft time window and tabu search algorithm[J].Journal of Wuhan University of Technology,2022,44(6):123-128.

[10] 门飞,蒋欣.求解露天矿低碳运输调度问题的改进灰狼优化算法[J].工矿自动化,2023,46(12):90-94.
MEN Fei, JIANG Xin. Improved gray wolf optimization algorithm forsolving low-carbon transportation scheduling problem in open-pit mines[J].Journal of Mine Automation, 2023,46(12):90-94.

[11] 侯成铭.煤矿井下燃油运输车辆调度多目标优化分析[J].兰州工业学院学报,2023,30(2):88-93.
HOU Chengmin. Multi-objective optimization analysis of fuel transport vehicle scheduling in underground coal mine [J]. Journal of Lanzhou Institute of Technology, 2023, 30 (2):88-93.

[12] ZHANG P C, LIU X, YI Z B, et al. Improved multi-objective beluga whale optimization algorithm for truck scheduling in open-pit mines[J]. Sustainability, 2024, 16 (16):6939.

[13] 梁景泉,周子程,刘秀燕.粒子群算法改进灰狼算法的机器人路径规划[J].软件导刊,2022,21(5):96-100.
LIANG Jingquan, ZHOU Zicheng, LIU Xiuyan. Robot path planning based on particle swarm optimization improved grey wolf algorithm[J]. Software Guide, 2022, 21(5): 96-100.

[14] WANG M S, BAO J S, YUAN X M, et al. Research status and development trend of unmanned driving technology in coal mine transportation[J].Energies,2022,15(23):9913.

[15] 周李兵.煤矿井下无轨胶轮车无人驾驶系统研究[J].工矿自动化,2023,48(6):36-48.
ZHOU Libing. Research on unmanned driving system of underground trackless rubber-tyred vehicle in coal mine[J]. Journal of Mine Automation,2023,48(6):36-48.

[16] JIANG J Q, SUN Z F, LU R Q, et al. Real relative encoding genetic algorithm for workflow scheduling in heterogeneous distributed computing systems[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2025, 36 (1):1-14.

[17] LI X, CHEN N, MA H G, et al. A parallel genetic algorithm with variable neighborhood search for the vehicle routing problem inforest fire-fighting[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(10): 14359-14375.

[18] XIE F L, LI K, CHEN J F, et al. An adaptive large neighborhood search for unrelated parallel machine scheduling with setup times and delivery times[J]. Computers & Operations Research,2025,177:106976.

[19] WANG S H, SUN W, HUANG M. An adaptive large neighborhood search for the multi-depot dynamic vehicle routing problem with time windows[J]. Computers & Industrial Engineering,2024,191:110122.

[20] TANG L H, D'ARIANO A, XU X F, et al. Scheduling local and express trains in suburban rail transit lines:mixed-integer nonlinear programming and adaptive genetic algorithm[J].Computers & Operations Research,2022,135 (3):105436.