

文章编号: 1671-251X(2023)02-0094-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2022080008

基于 GWO-NSGA-II 混合算法的 露天矿低碳运输调度

文家燕¹, 闻海潮¹, 程洋², 罗绍猛³, 何伟朝¹

(1. 广西科技大学 自动化学院, 广西 柳州 545616;

2. 柳州铁道职业技术学院 通信信号学院, 广西 柳州 545616;

3. 广西柳工机械股份有限公司, 广西 柳州 545007)

摘要: 为了提高露天矿卡车运输效率、减少碳排放和节约运输成本,以纯电动卡车为研究对象,以运输成本、总排队时间(包含生产过程中的卡车充电时间、运行时间及维修等待时间)、矿石品位偏差为目标函数,并以破碎场破碎量、采矿场开采量、装车数量、矿石品位误差限制、车辆充电桩选择及充电限制为约束条件,建立了露天矿低碳运输调度优化模型。针对灰狼优化算法(GWO)和非支配排序遗传算法(NSGA-II)用于求解露天矿纯电动矿用卡车低碳运输调度模型时前者容易陷入局部最优、后者容易获得全局最优但收敛缓慢的问题,提出了一种GWO-NSGA-II混合算法。该混合算法在GWO算法中引入NSGA-II的选择、交叉、变异3种遗传操作,有效防止算法陷入局部最优;在NSGA-II的精英保留策略中引入狩猎和攻击操作,提高算法全局收敛的稳定性。通过5个标准测试函数验证了该混合算法在保证收敛性的情况下提升了稳定性。实例分析表明,与NSGA-II, GWO相比,该混合算法在寻优速度上分别提高了48.7%和27.1%,在寻优精度上分别提高了17.1%和9.3%,且减少了卡车使用数量、碳排放量、运输距离和运输费用。

关键词: 露天矿运输; 低碳; 运输调度; 非支配排序遗传算法; 灰狼优化算法

中图分类号: TD57

文献标志码: A

Low-carbon transportation scheduling of open-pit mine based on GWO-NSGA-II hybrid algorithm

WEN Jiayan¹, WEN Haichao¹, CHENG Yang², LUO Shaomeng³, HE Weichao¹

(1. School of Automation, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou 545616, China;

2. Faculty of Railway Communication and Signaling Technology, Liuzhou Railway Vocational Technical College,

Liuzhou 545616, China; 3. Guangxi Liugong Machinery Co., Ltd., Liuzhou 545007, China)

Abstract: In order to improve truck transport efficiency, reduce carbon emissions and save transport costs in open-pit mines, pure electric trucks are taken as the research object. The objective function is transportation cost, total queuing time (including truck charging time, operation time and maintenance waiting time in the production process), and ore grade deviation. The constraints include the crushing capacity of the crushing site, mining capacity of the mining site, loading capacity, ore grade error limit, vehicle charging pile selection and charging limit. The optimization model of low carbon transportation scheduling of open-pit is established. The gray wolf optimization (GWO) and non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II) have been used to solve the low-carbon transportation scheduling model for pure electric mining trucks in open-pit mines. The former is prone to

收稿日期: 2022-08-02; 修回日期: 2023-02-04; 责任编辑: 盛男。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61963006)。

作者简介: 文家燕(1981—),男,广西全州人,教授,博士,主要研究方向为多挖掘机协同与控制研究, E-mail: wenjiayan2012@126.com。

通信作者: 程洋(1988—),男,河南汝南人,讲师,硕士,主要研究方向为智能调度, E-mail: 747226728@qq.com。

引用格式: 文家燕, 闻海潮, 程洋, 等. 基于 GWO-NSGA-II 混合算法的露天矿低碳运输调度[J]. 工矿自动化, 2023, 49(2): 94-101.

WEN Jiayan, WEN Haichao, CHENG Yang, et al. Low-carbon transportation scheduling of open-pit mine based on GWO-NSGA-II hybrid algorithm[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(2): 94-101.



扫码移动阅读

get trapped in local optimum while the latter is likely to achieve a global optimum but converges slowly. In order to solve the above problems, a GWO-NSGA-II hybrid algorithm is proposed. The hybrid algorithm introduces three genetic operations of NSGA-II, selection, crossover and mutation, into the GWO algorithm to effectively prevent the algorithm from falling into local optimum. In order to improve the stability of the global convergence of the algorithm, hunting and attack operations are introduced into the elite retention strategy of NSGA-II. Five standard test functions are used to verify that the hybrid algorithm improves the stability while ensuring the convergence. The example analysis shows that, compared with NSGA-II and GWO, the hybrid algorithm improves the optimization speed by 48.7% and 27.1% respectively. The hybrid algorithm improves the optimization precision by 17.1% and 9.3% respectively. The hybrid algorithm reduces the number of trucks, carbon emissions, transportation distance and transportation costs.

Key words: open-pit mine transportation; low-carbon; transportation scheduling; non-dominated sorting genetic algorithm; gray wolf optimization algorithm

0 引言

随着“双碳”政策的逐步实施,低碳化将成为露天矿开采的重要方向^[1]。运输是露天矿开采重要环节之一,运输成本占矿石成本的30%~40%^[2]。矿用自卸燃油卡车是我国露天矿主要运输工具,其运输途中碳排放量大、效率低,极大地增加了运输成本。与传统的燃油卡车相比,纯电动卡车可有效降低碳排放量及运输成本,但受充电限制及卡车运输排队影响,露天矿纯电动卡车运输调度仍需深入研究。

露天矿低碳运输调度问题可视为一个多目标函数最值优化问题。近年来,在自然界生物启发下,许多学者采用智能群搜索算法来解决露天矿卡车运输调度问题。苏楷等^[3]以运输成本最小为目标函数,构建了露天矿运输调度数学模型,并利用自适应果蝇优化算法进行求解,有效降低了运输成本。程平等^[4]采用非支配邻域免疫算法求解露天矿新能源卡车多目标优化调度模型,有效降低了电能消耗所引起的碳排放成本。此外,在求解露天矿卡车运输调度优化模型方面,还有粒子群算法^[5]、模拟退火算法^[6]、差分进化算法^[7]、遗传算法^[8]、蚁群算法^[9]等。上述算法在一定程度上解决了露天矿运输调度问题,但存在全局寻优能力较差、待调节参数较多等问题。

非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)^[10]可有效解决多目标优化问题,且全局寻优能力较强。灰狼优化(Gray Wolf Optimization, GWO)算法^[11]具有收敛性强、参数少、较易编程实现、局部搜索能力强等特点^[12-13]。这2种算法被应用于求解矿山卡车调度^[14]、流水线车间调度^[15]、函数优化^[16-18]、车辆路径优化^[19]和多输入多输出系统调度优化^[20]等问题。但NSGA-II在求解有约束多目标问题时中后期容易收敛缓慢,

GWO算法种群的多样性在迭代进化过程中逐步降低,易陷入局部最优。因此,本文以纯电动卡车为研究对象,建立了运输成本最小、总排队时间最短和矿石品位偏差最小的多目标露天矿低碳运输调度优化模型;在NSGA-II中后期引入GWO算法来改善其收敛缓慢的问题,提出了一种GWO-NSGA-II混合算法,并将其用于求解露天矿低碳运输调度优化模型。

1 露天矿低碳运输调度优化模型

1.1 目标函数

露天矿卡车调度是复杂的综合系统工程,在实际开采过程中往往是多个采矿场和破碎场间的协同作业。采矿场与破碎场之间的距离不同,则卡车运输作业时间不同,产生的碳排放和运输费用也不同。露天矿卡车作业调度涉及的优化目标包括运输时间最短、距离最短、设备利用率最高、运输成本最小等。为更好地反映实际状况,本文采用多目标优化卡车调度,以实际生产中企业重点关注的运输成本、总排队时间、矿石品位偏差为目标,构建露天矿低碳运输调度优化模型。

某露天矿实际开采过程中,有 n 个采矿场 $A_i(i=1,2,\dots,n)$ 、 m 个破碎场 $B_j(j=1,2,\dots,m)$ 和 k 辆纯电动卡车,纯电动卡车在采矿场与破碎场之间往返作业,采矿场 A_i 到破碎场 B_j 的距离为 D_{ij} 。模型的各个优化目标用函数表示,纯电动卡车调度参数统称为 S ,构建的露天矿低碳运输调度优化模型的目标函数为

$$F(S) = \min(F_1(S), F_2(S), F_3(S)) \quad (1)$$

式中: $F_1(S)$ 为运输成本; $F_2(S)$ 为总排队时间; $F_3(S)$ 为矿石品位偏差。

纯电动卡车所需的电能来自火力发电,因此在模型构建中增加了来自电能产生的碳排放成本,以

更全面地考虑运输成本。碳排放成本以行驶距离作为指标进行计算。根据碳排放计算理论,卡车的碳排放成本为^[21]

$$C = \sum_{r=1}^k \left[\eta \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m C_{r1} \lambda (D_{ij} X_{rij} \rho_1 + D_{ij} Y_{rji} \rho_2) \right] \quad (2)$$

式中: η 为单位电量火力发电占比; C_{r1} 为第 r ($r = 1, 2, \dots, k$) 辆卡车单位碳排放的环境成本; λ 为电能产生的碳排放系数; X_{rij}, Y_{rji} 分别为第 r 辆卡车满载和空载次数; ρ_1, ρ_2 分别为卡车重载和空载时的单位里程电能消耗量。

为了降低车辆碳排放的同时使企业收益最大,设运输成本最小为目标,综合考虑重载、空载成本,碳排放成本及人工成本,与燃油卡车相比,纯电动卡车后期保养费用低,不纳入成本计算。卡车运输成本为

$$F_1(S) = \sum_{r=1}^k \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{ij} C_{r2} X_{rij} \rho_1 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{ij} C_{r2} Y_{rji} \rho_2 + C + T_r C_{r3} \right) \quad (3)$$

式中: C_{r2}, C_{r3} 分别为第 r 辆卡车作业时每度电的单位成本和人工费用; T_r 为 1 个班次内第 r 辆卡车运行时间。

实际工况中希望开采任务工期短,因此将时间成本作为单独目标进行优化可以有效避免不合理调度导致的卡车排队时间较长问题。总排队时间包含生产过程中的卡车充电时间、运行时间及维修等待时间,则有

$$F_2(S) = \sum_{r=1}^k \left(T_{\text{limit}} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m T_{1_{rij}} X_{rij} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m T_{0_{rji}} Y_{rji} \right) - T_{\text{repair}} - T_{\text{rcharge}} \quad (4)$$

式中: T_{limit} 为 1 个班次时间,设定为 8 h; $T_{1_{rij}}$ 为第 r 辆卡车满载运输时间; $T_{0_{rji}}$ 为第 r 辆卡车空载运输时间; T_{repair} 为第 r 辆卡车维修保养时间; T_{rcharge} 为第 r 辆卡车在第 v ($v = 1, 2, \dots, z$ 为充电桩数量) 台充电桩充电时间。

矿石品位偏差为

$$F_3(S) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{r=1}^k \sum_{j=1}^m |(W_i - W_\phi) L_r X_{rij}|}{\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m L_r X_{rij}} \quad (5)$$

式中: W_i 为第 i 个采矿场的开采量; W_ϕ 为目标品位矿

石总量; L_r 为第 r 辆卡车容量。

1.2 约束条件

卡车装载量应不小于破碎场的计划产量:

$$\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n L_r X_{rij} \geq p_j \quad (6)$$

式中 p_j 为第 j 个破碎场的计划产量。

卡车装载量应不大于破碎场的破碎量:

$$\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n L_r X_{rij} \leq q_j \quad (7)$$

式中 q_j 为第 j 个破碎场的破碎量。

卡车装载量应不大于采矿场的开采量:

$$\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n L_r X_{rij} \leq W_i \quad (8)$$

1 个班次内采矿场装车数量应小于采矿场最大装车数量:

$$\sum_{j=1}^m X_{rij} \leq b_i \quad (9)$$

式中 b_i 为 1 个班次内采矿场最大装车数量。

破碎场矿石品位误差应小于品位允许误差:

$$\left| \frac{\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n L_r X_{rij} \varphi_i}{\sum_{r=1}^k \sum_{i=1}^n L_r X_{rij}} - \varphi_{\min} \right| \leq \Delta \varphi \quad (10)$$

式中: φ_i 为第 i 个采矿场的矿石品位; φ_{\min} 为最低矿石品位; $\Delta \varphi$ 为品位允许误差。

1 个充电桩 1 次只能给 1 辆纯电动卡车充电,不能多个充电桩同时给 1 辆卡车充电:

$$\sum_{v=1}^z u_{rv} = 1 \quad (11)$$

式中 u_{rv} 为第 r 辆卡车在第 v 台充电桩上的状态, $u_{rv} = 1$ 时表示充电, $u_{rv} = 0$ 时表示不充电。

卡车充电量应不大于充电站提供的最大电量:

$$\max \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{ij} \rho_1 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{ij} \rho_2 \right) + E_{\min} \leq E_{\max} \quad (12)$$

式中: E_{\min} 为卡车作业的最低电量; E_{\max} 为充电站提供的最大电量。

2 GWO-NSGA-II 混合算法

2.1 GWO 算法

GWO 算法是模拟自然界灰狼种群狩猎机制的群智能搜索算法。灰狼种群内社会阶层等级严格分

明,自顶向下分为 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 4个阶层。4个阶层的灰狼猎食分工不同: α 层为灰狼领导层,负责狼群所有事务; β 层为灰狼管理层,负责辅佐 α 层头狼领导和狩猎事务; δ 层为灰狼普通层,负责执行 α, β 层灰狼发出的狩猎指令; ω 层为灰狼底层,听从 α, β, δ 层灰狼的指令,朝狩猎最优方向移动。GWO算法基本思想:首先,灰狼种群在追捕猎物过程中,根据猎物的味道等信息,头狼及管理层的灰狼逐步确定猎物的方向,带领普通层及底层的灰狼接近猎物并建立狩猎包围圈;然后,底层灰狼根据 α, β, δ 层灰狼的领导逐渐缩小包围圈;最后,狼群在头狼和管理层灰狼的组织下对猎物发动攻击,直至捕获到猎物为止。GWO算法求解问题的步骤如下:

Step1: 初始化算法参数(收敛因子、方位向量及参数向量),产生若干个体,设置最大迭代次数。

Step2: 计算每个个体的适应度函数值。

Step3: 比较个体的适应度函数值和方位向量的适应度函数值,确定当前最优搜索单元、次优搜索单元和第3优搜索单元。

Step4: 计算收敛因子、方位向量及参数向量的适应度函数值,更新当前最优搜索单元、次优搜索单元和第3优搜索单元空间坐标。

Step5: 计算最优搜索单元、次优搜索单元和第3优搜索单元空间坐标的平均值,得到更新后当前每个个体位置。

Step6: 若达到最大迭代次数,输出最优个体的适应度函数值,否则转到 Step2。

2.2 NSGA-II

NSGA-II 是一种带精英保留策略的多目标优化遗传算法,其核心为非支配排序、拥挤度距离计算和拥挤度比较算子。

NSGA-II 求解问题的一般步骤:首先初始化种群,判断是否生成第1代子种群,未生成则采用非支配排序后通过选择、交叉、变异操作生成第1代子种群;其次引入精英保留策略,合并父代与子代生成新种群,扩大下一代个体的筛选范围以增加种群解的多样性;然后对新的种群进行非支配排序,同时对非支配层中的个体遍历并进行拥挤度距离计算,根据非支配关系及个体的拥挤度选取合适的个体组成新的父代种群;最后通过选择、交叉、变异产生新的子代种群,并计算适应度函数值,直至满足结束条件,输出 Pareto 最优解集。

2.3 混合算法

GWO 算法具备很强的搜索能力,但由于自身收敛性强,在多目标优化过程中会有很多 Pareto 解丢

失。NSGA-II 在运行后期容易陷入收敛缓慢,但 NSGA-II 的精英保留策略和快速非支配排序具有多样性保持策略,能很好地解决 GWO 算法后期 Pareto 解丢失的问题。因此将 2 种算法进行混合,通过 GWO-NSGA-II 混合算法实现全局搜索和局部搜索的有效结合。GWO-NSGA-II 混合算法流程如图 1 所示。

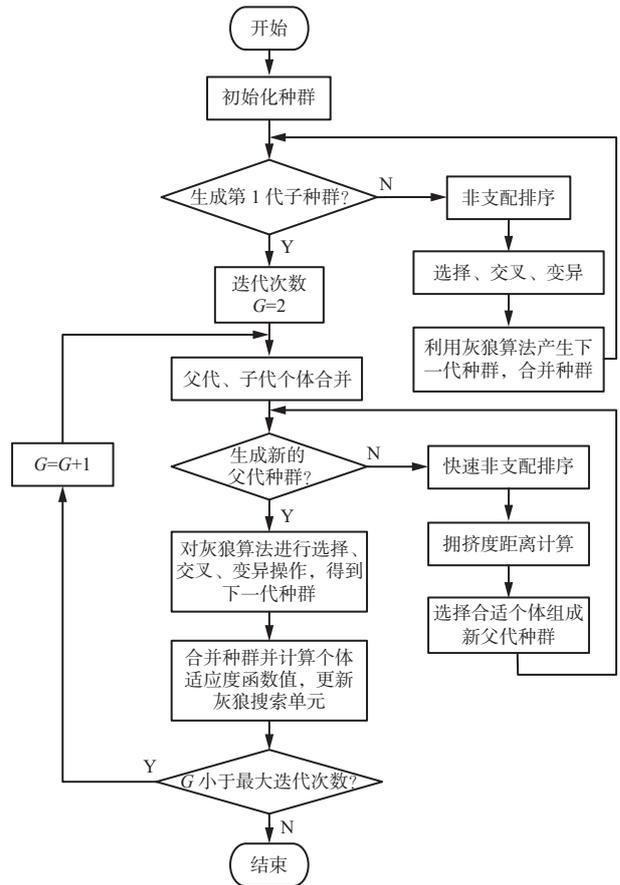


图 1 GWO-NSGA-II 混合算法流程

Fig. 1 GWO-NSGA-II hybrid algorithm flow

GWO-NSGA-II 混合算法实现步骤如下。

Step1: 初始化种群,随机产生若干个体,形成初始种群。

Step2: 非支配排序后,通过 NSGA-II 的选择、交叉、变异操作,基于 GWO 算法的领导者围捕策略更新生成第1代子代种群作为候选解集。

Step3: 混合父代和子代种群,经染色体重组后判断是否生成新的父代种群,若是则执行 Step5,否则执行 Step4。

Step4: 对混合的种群执行快速非支配排序和拥挤度距离计算,并根据设定值筛选合适的个体生成新父代种群。

Step5: 计算当前种群中个体的适应度函数值,再次进行非支配排序和拥挤度距离计算。通过计算个

体的非支配解和支配解数量,比较种群中所有个体,经过多次迭代后得到非劣解分层,并对不同的 Pareto 前沿解集中任意个体的拥挤度距离进行计算,获得 NSGA-II 的适应度函数值。然后使用 GWO 算法的狩猎和攻击操作进行优化,基于 α, β, δ 层灰狼的适应度函数值更新狼群方位,完成狩猎操作,通过收敛因子逐渐递减完成攻击操作,最终获得 Pareto 前沿优化解。

Step6: 判断当前迭代次数 G 是否小于最大迭代次数,若是则执行 $G = G + 1$ 并返回 Step3, 否则在所有 Pareto 前沿解中筛选并输出最优解。

3 实验分析

3.1 GWO-NSGA-II 混合算法收敛性与稳定性分析

为了评估 GWO-NSGA-II 混合算法收敛性与稳定性,在目标优化标准测试函数(ZDT1—ZDT4, ZDT6)上对 GWO-NSGA-II 与实数编码 NSGA-II 进行测试比较。测试函数具体公式见文献[22]。

测试参数设置参照文献[23]: 测试函数种群规模大小均为 300, 最大迭代次数为 200, Pareto 前沿解集大小为 500。

收敛性指标为

$$\gamma = \frac{\sum_{y \in P, x \in P^*} \min D_s(x, y)}{|P|} \quad (13)$$

式中: y 为求出的 Pareto 前沿解; P 为求出的 Pareto 前沿解集; x 为真实的 Pareto 前沿解; P^* 为真实的 Pareto 前沿解集; $D_s(x, y)$ 为求出的 Pareto 前沿解与真实的 Pareto 前沿解的欧氏距离。

稳定性指标为

$$\Delta = \frac{d_t + d_1 + \sum_{\varepsilon=0}^{N-1} |d_\varepsilon - \bar{d}|}{d_t + d_1 + (N-1)\bar{d}} \quad (14)$$

式中: d_t 为极端解集中边界解的欧氏距离; d_1 为非支配解集中边界解的欧氏距离; d_ε 为最佳非支配解集中第 ε ($\varepsilon=0, 1, \dots, N$, N 为最佳非支配解集中连续解的数量) 个与第 $\varepsilon+1$ 个连续解间的欧氏距离; \bar{d} 为 d_ε 的平均值。

为保证性能指标的稳定性,对每个标准测试函数连续运行 30 次,并对性能指标求取平均值,测试结果见表 1。可看出 GWO-NSGA-II 在保证收敛性指标 γ 稳定的情况下,稳定性指标 Δ 有所提升,最高提升了 26.03%。

GWO-NSGA-II 混合算法对标准测试函数的测

表 1 不同算法的标准测试函数测试结果对比

Table 1 Comparison of standard test function test results of different algorithms

测试函数	性能指标	NSGA-II	GWO-NSGA-II	提升百分比/%
ZDT1	γ	0.005 8	0.005 6	—
	Δ	0.442 0	0.398 5	9.84
ZDT2	γ	0.004 6	0.004 2	—
	Δ	0.654 7	0.509 7	22.14
ZDT3	γ	0.006 3	0.006 5	—
	Δ	0.649 0	0.625 9	3.56
ZDT4	γ	0.877 5	2.983 0	70.58
	Δ	0.556 7	0.411 8	26.03
ZDT6	γ	0.003 2	0.003 1	—
	Δ	0.758 5	0.647 8	14.5

试结果如图 2 所示 ($f_1(x), f_2(x)$ 为 ZDT1—ZDT4 和 ZDT6 的目标函数)。可看出 GWO-NSGA-II 的 Pareto 优化解分布均匀,可得到良好的分布前沿,说明该算法对于求解多目标有约束问题是有效的。

3.2 露天矿运输调度实例分析

为验证 GWO-NSGA-II 混合算法在实际场景中应用的有效性,以某露天矿某天的矿用纯电动卡车实际运输调度数据为例,将混合算法应用于求解露天矿低碳运输调度优化模型,并与 NSGA-II, GWO 算法进行对比分析。

该露天矿有 4 个破碎场, 8 个采矿场, 装载和卸载时间分别为 4, 2 min, 采矿场至破碎场的距离见表 2。根据露天矿的实际布置情况,充电站在距离破碎场约 200 m 处,且每个充电站有 4 台充电桩。该露天矿要求 1 个班次(12 h)内破碎场的运输量为 8 000 t。卡车的维护保养成本为 1 元/km。卡车重载行驶和空载行驶的平均速度分别为 20, 35 km/h。

GWO-NSGA-II 参数设置: 搜索空间维度为 20, 初始种群大小为 100, 进化迭代次数为 600, 最大精英迭代次数为 200, 交叉概率和变异概率分别为 0.1, 0.5。GWO 算法参数设置参照文献[11], NSGA-II 参数设置参照文献[14]。为降低算法在时间上的复杂度,本文将目标函数作为适应度函数,并使用 Matlab 2019b 对露天矿低碳运输调度问题进行仿真求解,进化曲线如图 3 所示。

从图 3 可看出,与 NSGA-II 和 GWO 算法相比, GWO-NSGA-II 的寻优速度分别提高了 48.7% 和 27.1%, 寻优精度分别提高了 17.1% 和 9.3%。GWO-NSGA-II 的进化曲线在 100 次迭代之前变化迅速,在 100 次迭代之后趋于平稳。这是由于 GWO-NSGA-

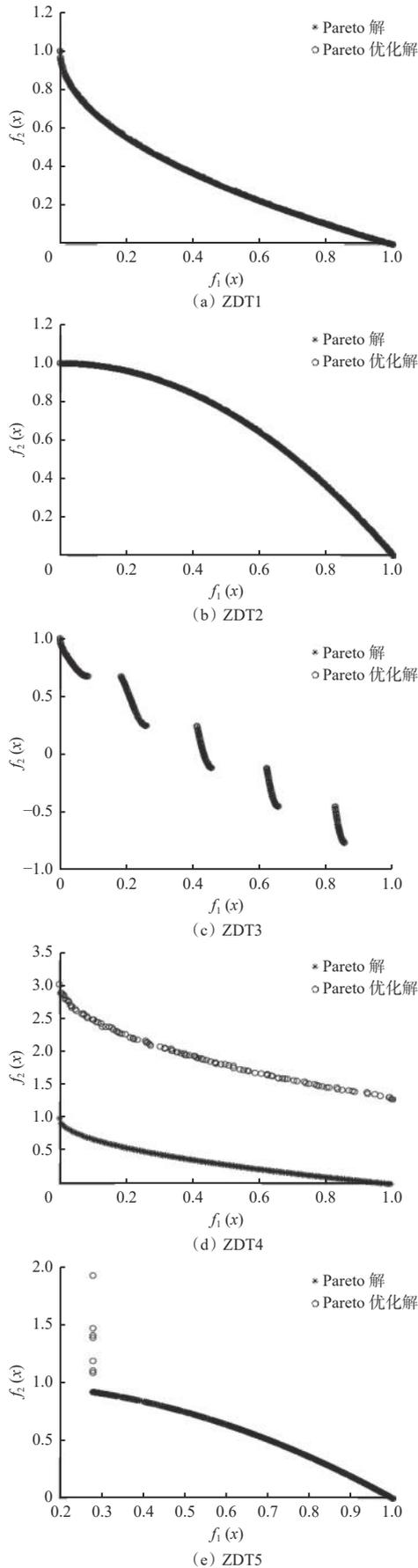


图2 GWO-NSGA-II混合算法对标准测试函数的测试结果

Fig. 2 Test results of GWO-NSGA-II hybrid algorithm on standard test functions

表2 采矿场至破碎场距离

Table 2 Distance between mining site and crushing site

破碎场	采矿场至破碎场距离/km							
	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈
B ₁	3.1	3.6	2.4	3.9	3.1	2.2	4.2	1.0
B ₂	3.6	5.3	1.9	3.7	3.9	3.7	3.7	4.3
B ₃	3.0	3.6	2.9	1.1	1.3	3.8	4.2	3.5
B ₄	3.8	2.1	4.7	2.0	3.2	2.9	1.3	3.1

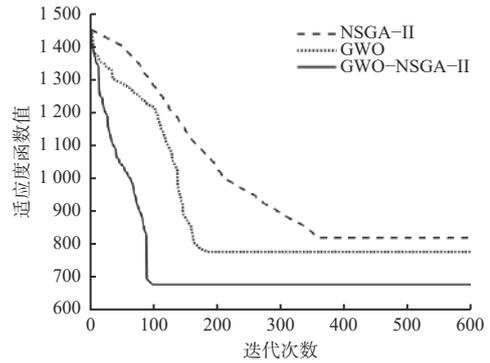


图3 不同算法的进化曲线

Fig. 3 Evolution curves of different algorithms

II 在初期继承了 NSGA-II 较强的计算能力和全局搜索能力, 使得种群快速收敛到全局最优附近; 在中后期, GWO 算法的加入让种群能够快速集中到最优种群的周围, 且减少 Pareto 前沿解的丢失, 降低了 NSGA-II 中后期陷入收敛缓慢的概率, 从而均衡了全局最优与局部最优。

在实际运输调度中 1 个班次需要 40 辆纯电动卡车, 根据式(2)、式(3), 结合该露天矿具体参数可知, 1 个班次作业调度实际运输距离为 411.9 km, 用电费用为 889.704 元, 碳排放费用为 288.33 元, 运输费用为 1 178.034 元。分别基于 NSGA-II, GWO, GWO-NSGA-II 求解的露天矿低碳运输调度的用电费用、碳排放费用和运输费用(不含司机劳务费用)见表 3。

表3 不同算法下露天矿低碳运输调度结果对比

Table 3 Comparison of low-carbon transportation scheduling results in open-pit mine under different algorithms

算法	运输距离/km	卡车数量/辆	用电费用/元	碳排放费用/元	运输费用/元
NSGA-II	379.629	38	819.998	265.740	1 085.738
GWO	347.222	34	749.996	243.055	993.051
GWO-NSGA-II	314.814	30	679.998	220.369	900.367

从表 3 可看出, 与实际运输数据相比, 在同一个班次内采用混合 GWO-NSGA-II 混合算法求解, 运输距离减少了 97.086 km, 纯电动卡车数量减少了

10 辆,用电费用节省了 209.706 元,碳排放费用节省了 67.961 元,运输费用节省了 277.665 元;而采用 NSGA-II 和 GWO 算法求解的运输费用仅分别节省了 92.296 元和 184.983 元。

为对比燃油卡车与纯电动卡车在 GWO-NSGA-II 混合算法下的运输成本及碳排放量,以某公司同一型号不同版本的卡车作为研究对象进行实验。电动卡车型号为 DW90A-EV,燃油卡车型号为 DW90A,额定载质量均为 58 t,在 1 个班次运输距离和使用车辆数相同。在考虑发电厂电能产生的碳排放成本的情况下,燃油卡车与电动卡车的用电费用、碳排放量和运输费用对比见表 4。可看出采用 GWO-NSGA-II 混合算法优化露天矿纯电动卡车运输调度,极大减少了碳排放量和运输费用。

表 4 不同类型卡车露天矿运输调度结果对比

Table 4 Comparison of transportation scheduling results in open-pit mine under different types of truck

卡车类型	运输距离/km	卡车数量/辆	用电费用/元	碳排放量/g	运输费用/元
燃油卡车	314.814	30	1 227.78	44 609.144	1 548.049
电动卡车	314.814	30	679.998	30 694.365	900.367

4 结论

1) 考虑碳排放费用、维修费用及卡车保养费用,构建了以运输成本、总排队时间、矿石品位偏差为优化目标的露天矿低碳运输调度优化模型。

2) 针对 NSGA-II 后期陷入收敛速度缓慢的缺点,在 NSGA-II 搜索过程中融入 GWO 算法,提出了 GWO-NSGA-II 混合算法。该算法不仅能对解空间进行全面搜索,均衡全局寻优能力和局部寻优能力,而且收敛性及稳定性也显著提升。

3) 将 GWO-NSGA-II 混合算法应用于求解实际露天矿运输调度优化模型,与 NSGA-II, GWO 算法相比,不仅提高了算法的收敛精度和速度,而且减少了卡车使用数量、运输距离和运输费用。与燃油卡车相比,纯电动卡车极大地降低了运输费用和碳排放量。

参考文献(References):

[1] 王忠鑫,辛凤阳,陈洪亮,等.我国露天矿智能运输技术现状及发展趋势[J].工矿自动化,2022,48(6):15-26.
WANG Zhongxin, XIN Fengyang, CHEN Hongliang, et al. Current status and development trend of intelligent transportation technology in China's open-pit mines[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(6): 15-26.

[2] 赵浩,毛开江,曲业明,等.我国露天煤矿无人驾驶及新能源卡车发展现状与关键技术[J].中国煤炭,2021,47(4):45-50.
ZHAO Hao, MAO Kaijiang, QU Yeming, et al. Development status and key technology of driverless and new energy trucks in open-pit coal mine in China[J]. China Coal, 2021, 47(4): 45-50.

[3] 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,2017,46(11):172-176.
SU Kai, MEN Fei. Adaptive fruit fly optimization algorithm for solving open-pit hauling dispatching optimization problem[J]. Metal Mine, 2017, 46(11): 172-176.

[4] 程平,李晓光,顾清华,等.露天矿新能源纯电动卡车的智能调度优化及应用[J/OL].金属矿山:1-11[2022-05-04].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1055.TD.20211223.1738.002.html>.
CHENG Ping, LI Xiaoguang, GU Qinghua, et al. Intelligent scheduling optimization and application of new energy electric truck in open-pit mine[J/OL]. Metal Mine: 1-11[2022-05-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1055.TD.20211223.1738.002.html>.

[5] 李勇,胡乃联,李国清.基于改进粒子群算法的露天矿运输调度优化[J].中国矿业,2013,22(4):98-101,105.
LI Yong, HU Nailian, LI Guoqing. Open-pit hauling dispatching optimization based on improved PSO algorithm[J]. China Mining Magazine, 2013, 22(4): 98-101, 105.

[6] 彭程,薛伟宁,黄轶.露天矿运输问题的模拟退火优化[J].中国矿业,2018,27(4):138-141.
PENG Cheng, XUE Weining, HUANG Yi. Simulated annealing algorithm for the open-pit mine transportation problem[J]. China Mining Magazine, 2018, 27(4): 138-141.

[7] 彭程,隋晓梅,王辉俊.用于求解露天矿运输问题的改进差分进化算法[J].工矿自动化,2018,44(4):104-108.
PENG Cheng, SUI Xiaomei, WANG Huijun. Improved differential evolution algorithm for solving open-pit mine transportation problem[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(4): 104-108.

[8] 鞠兴军,李林,刘光伟.基于遗传算法的神经网络在露天矿卡车调度系统中的应用研究[J].露天采矿技术,2009,24(6):31-33.
JU Xingjun, LI Lin, LIU Guangwei. Application research on truck dispatching system based on neural network of genetic algorithm in surface mine[J]. Opencast Mining Technology, 2009, 24(6): 31-33.

[9] 刘浩洋.基于改进蚁群算法的露天矿卡车优化调度研究[D].西安:西安建筑科技大学,2013.
LIU Haoyang. Strip mine truck optimization scheduling

- research based on improved ant colony algorithm[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2013.
- [10] 蒋浩, 唐欢容, 郑金华. 一种基于快速排序的快速多目标遗传算法[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(30): 46-48.
JIANG Hao, TANG Huanrong, ZHENG Jinhua. A fast multi-objective genetic algorithm based on quick sort[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(30): 46-48.
- [11] 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*, 2020, 46(12): 90-94.
MEN Fei, JIANG Xin. Improved gray wolf optimization algorithm for solving low-carbon transportation scheduling problem in open-pit mines[J]. *Industry and Mine Automation*, 2020, 46(12): 90-94.
- [12] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [13] SAREMI S, MIRJALILI S Z, MIRJALILI S M. Evolutionary population dynamics and grey wolf optimizer[J]. *Neural Computing and Applications*, 2015, 26(5): 1257-1263.
- [14] 张明, 顾清华, 李发本, 等. 基于多目标遗传算法的露天矿卡车调度优化研究[J]. *金属矿山*, 2019, 48(6): 157-162.
ZHANG Ming, GU Qinghua, LI Faben, et al. Research of open-pit mine truck dispatching optimization based on multi-objective genetic algorithm[J]. *Metal Mine*, 2019, 48(6): 157-162.
- [15] 吕新桥, 廖天龙. 基于灰狼优化算法的置换流水线车间调度[J]. *武汉理工大学学报*, 2015, 37(5): 111-116.
LYU Xinqiao, LIAO Tianlong. Permutation flow-shop scheduling based on the grey wolf optimizer[J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2015, 37(5): 111-116.
- [16] 冯麟皓, 方喜峰, 李俊. 基于灰狼算法的多目标车间调度优化[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023(1): 168-172.
FENG Linhao, FANG Xifeng, LI Jun. Multi-objective job shop scheduling optimization based on gray wolf algorithm[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023(1): 168-172.
- [17] 王敏, 唐明珠. 一种新型非线性收敛因子的灰狼优化算法[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(12): 3648-3653.
WANG Min, TANG Mingzhu. Novel grey wolf optimization algorithm based on nonlinear convergence factor[J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(12): 3648-3653.
- [18] 龙文, 赵东泉, 徐松金. 求解约束优化问题的改进灰狼优化算法[J]. *计算机应用*, 2015, 35(9): 2590-2595.
LONG Wen, ZHAO Dongquan, XU Songjin. Improved grey wolf optimization algorithm for constrained optimization problem[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(9): 2590-2595.
- [19] 王琴, 杨信丰, 李楠, 等. 不确定环境下的危险品运输车辆路径优化[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(15): 309-316.
WANG Qin, YANG Xinfeng, LI Nan, et al. Route optimization of hazardous materials transportation vehicles in uncertain environment[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(15): 309-316.
- [20] EI-GAAFARY A A M, MOHAMED Y S, HEMEIDA A M, et al. Grey wolf optimization for multi input multi output system[J]. *Universal Journal of Communications and Network*, 2015, 3(1): 1-6.
- [21] 林海. 城市纯电动车配送路径优化研究[D]. 西安: 长安大学, 2018.
LIN Hai. Optimization of the urban vehicle routing problem of pure electric vehicles[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.
- [22] SALIM F, JULES T, YASH G. A new algorithm using front prediction and NSGA-II for solving two and three-objective optimization problems[J]. *Optimization and Engineering*, 2015(4): 713-736.
- [23] 乔俊飞, 李霏, 杨翠丽. 一种基于均匀分布策略的NSGA II 算法[J]. *自动化学报*, 2019, 45(7): 1325-1334.
QIAO Junfei, LI Fei, YANG Cuili. An NSGA II algorithm based on uniform distribution strategy[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(7): 1325-1334.