基于数字孪生仿真的大型露天煤矿无人卡车调度优化研究*

阮雄威[1],袁逸萍[1],於立杰[1,2]

(1.新疆大学 智能制造现代产业学院, 新疆 乌鲁木齐 830017;
2.新疆工程学院 机电工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830023)

摘要:针对大型露天煤矿无人卡车调度方案差、利用率低以及成本高等难题,提出了基于数字孪生仿真的优化方法,构建了无人卡车数字孪生系统框架。利用AnyLogic软件搭建数字孪生仿真模型,实现物理与虚拟空间的实时映射。建立以运输成本最小化、总运输时间最短化及卡车利用率最大化为目标的数学模型,并设计量子增强粒子群优化算法(Quantum Enhanced Particle Swarm Optimization, QEPSO)进行求解。新疆某露天煤矿实例验证结果表明:相较于传统粒子群算法、改进粒子群算法和遗传算法,QEPSO算法的最大完工时间降低了5.84%~11.34%、总运输成本降低了5.12%~10.49%、卡车利用率提升了4.32%~9.14%,且其收敛速度更快、稳定性更好;数字孪生调度方案较传统方案任务完成时间缩短了73 min,有效提高了运输效率,为露天煤矿无人卡车的智能化调度提供了可行的技术路径和方法支持。

关键词:数字孪生;AnyLogic软件;露天煤矿;无人卡车;调度优化

中图分类号:TD57 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)06-0191-09

Research on Unmanned Truck Scheduling Optimization in Large Open-Pit Coal Mine Based on Digital Twin Simulation

Ruan Xiongwei[1], *Yuan Yiping*[1], *Yu Lijie*[1,2]

(1.College of Intelligent Manufacturing Modern Industry, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830017, China;
2.College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Engineering, Urumqi, Xinjiang 830023, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor scheduling scheme, low utilization rate and high cost of unmanned trucks in large open-pit coal mines, an optimization method based on digital twin simulation was proposed, and a digital twin system framework for unmanned trucks was constructed. The digital twin simulation model was built by AnyLogic software to realize the real-time mapping of physical and virtual space. A mathematical model aiming at minimizing transportation cost, minimizing total transportation time and maximizing truck utilization was established, and a Quantum Enhanced Particle Swarm Optimization (QEPSO) algorithm was designed to solve the model. The verification results of an open-pit coal mine in Xinjiang show that compared with the traditional particle swarm optimization algorithm, the improved particle swarm optimization algorithm and the genetic algorithm, the maximum completion time of the QEPSO algorithm is reduced by 5.84%-11.34%, the total transportation cost is reduced by 5.12%-10.49%, and the truck utilization rate is increased by 4.32%-9.14%, with a faster convergence speed and better stability. The digital twin scheduling scheme shortens the task completion time by 73 min compared with the traditional scheme, effectively improves the transportation efficiency. The study provides a feasible technical path and method support for the intelligent scheduling of unmanned trucks in open-pit coal mines.

Key words: Digital twin, AnyLogic software, Open-pit coal mine, Unmanned truck, Scheduling optimization

0 引言

随着智能化与数字化技术的快速发展,以及《工业互联网体系架构2.0》白皮书的发布,中国开始推进"中国制造2025"计划。在矿山智能化建设中[1],数字孪生技术已成为推动行业创新变革的关键支撑[2],矿山数字孪生理论与技术得到了初步发展[3]。数字孪生技术作为实现物理世界与虚拟世界融合的

* **收稿日期**:2025-06-27
基金项目:国家自然科学基金资助项目(7236010178);科技创新领军人才项目(2024TSYCLJ0010)
作者简介:阮雄威(1998—),男,湖北咸宁人,硕士研究生,主要研究方向为露天煤矿无人卡车调度优化。E-mail:18074087935@163.com
通信作者:袁逸萍(1973—),女,新疆乌鲁木齐人,博士,教授,主要从事智能制造、数字孪生等领域的研究。E-mail:yipingyuan@163.com

关键技术,已广泛应用于智能制造、智慧城市等领域[4]。露天矿山作为矿山智能化建设[5]的重点领域,采用无人驾驶卡车代替传统有人驾驶卡车可显著降低露天矿运输成本[6]。因此,研究基于数字孪生的露天矿无人驾驶卡车调度问题,不仅有助于提高企业经济效益、场景真实性和解决数据孤岛问题[7],而且对实现露天矿无人化和智能化开采具有重要意义[8]。

数字孪生技术通过实时数据驱动,能够在虚拟空间中精准映射物理实体的状态与行为,实现虚实同步与智能决策[9-10]。在露天矿山,数字孪生系统通过融合 3D 场景实时渲染、车载传感器数据、4G/5G 通信等技术,能够高精度呈现无人卡车的运行状态并实现实时调度。钮景付[11]提出高逼真数字孪生系统,显著提升了无人矿卡的监控效果和管理效率;赵文等[12]建立了基于数字孪生的煤矿智能管控平台,实现了矿山物理实体与虚拟模型的实时映射;姚江等[13]提出了露天矿数字孪生建模系统,实现了采矿生产全流程的数字化映射与智能调度;周辰奥等[14]基于数字孪生技术设计了多设备流仿真模型,为矿山生产计划优化提供了数据支持。上述研究表明,数字孪生技术在大型露天矿山无人化、智能化建设中具有广阔的应用前景。

露天矿无人卡车调度问题涉及多目标、多约束的优化[15-16],属于典型的复杂优化问题。露天矿数字孪生仿真研究存在系统调度管理功能不完善、数据融合分析能力弱、复杂环境监测稳定性差以及系统扩展性与兼容性不足等问题。因此,本文提出基于数字孪生仿真的优化方法,通过构建设备孪生模型与数据通信管理体系,实现物理与虚拟空间实时映射,以优化无人卡车调度方案,提升调度系统交互性和实用性。

1 露天煤矿无人卡车数字孪生仿真系统搭建

1.1 无人卡车的数字孪生系统框架

在信息技术与传感技术驱动下,无人卡车数字孪生系统通过构建网络通信层,实现物理实体与虚拟模型间的数据集成与深度融合。借助孪生数据,系统可完成过程映射、状态监测以及调度管理等功能,达成三维可视化展示与实时交互,为无人卡车调度优化提供支撑。借鉴陶飞等[17]提出的数字孪生五维模型理论。本文结合无人卡车调度需求,建立了大型露天矿山无人卡车的数字孪生调度模型,如图 1 所示。

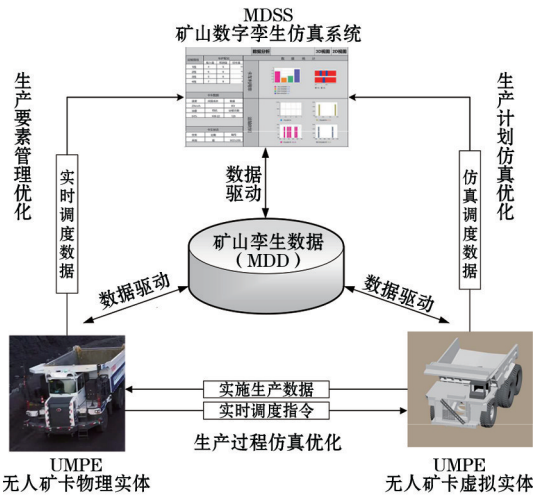


图 1 无人矿卡的数字孪生系统结构模型

Fig.1 Digital twin system architecture model for unmanned mining car

露天煤矿无人卡车的数字孪生系统涵盖 5 部分:无人卡车与相应环境的物理实体,对应的虚拟实体,连接物理实体与虚拟实体的孪生数据核心,实现三者相互映射的无人卡车调度系统,以及各组成部分间的连接与集成部分。其形式化表述如下:

$$DTF=(UMPE,UMVE,UMDSS,UMDD,CN)$$

其中 DTF 表示无人卡车的数字孪生系统模型,$UMPE$(Unmanned Mining Car Physical Entity)表示无人卡车物理实体,$UMVE$(Unmanned Mining Car Virtual Entity)表示无人卡车虚拟实体,$UMDSS$(Unmanned Mining Car Surveillance System)表示矿山数字孪生仿真系统,$UMDD$(Unmanned Mining Car Digital Twin Data)表示无人卡车数字孪生数据,CN(Connection)表示各部分之间的交互,包括所需要的传感技术以及数据通信技术等,$UMPE$、$UMVE$、$UMDSS$ 各部分通过 CN 的连接将数据共享在 $UMDD$ 中,实现无人卡车数字孪生系统的迭代优化。

1.2 基于 AnyLogic 软件的露天煤矿数字孪生仿真模型构建

AnyLogic 软件作为一款具备面向对象特性、支持多方法集成应用、具备模拟交互功能以及多试验设计能力等优势的建模仿真软件,在制造业、供应链领域以及行人疏散研究等领域得到了广泛应用[18]。本研究以该软件为基础,构建露天煤矿数字孪生仿

真模型,设计流程如图 2 所示。

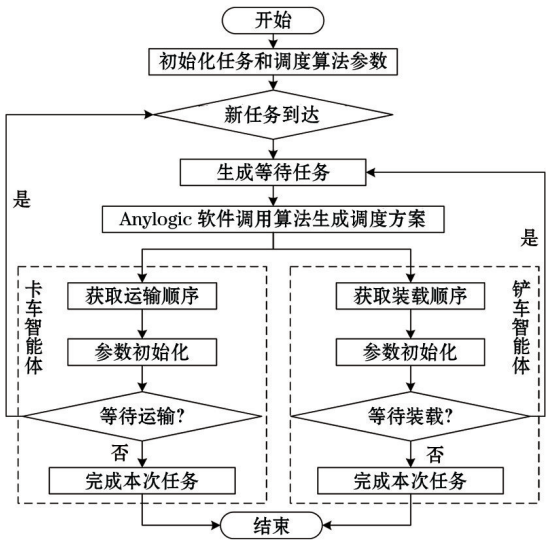


图 2 基于 AnyLogic 软件的露天煤矿数字孪生仿真模型流程

Fig.2 Digital twin simulation model flow for open-pit coal mine based on AnyLogic software

首先对露天煤矿无人卡车任务与调度算法参数初始化,当实时调度任务抵达后,系统生成相应的运输方案,并借助 AnyLogic 软件生成无人卡车的调度运输方案。各卡车智能体在获取运输任务并完成当前任务后进入等待任务状态;若卡车处于空闲状态且下一任务即将启动时,进入等待区等待,待本次装载任务结束后投入到下一次任务。

其次,构建露天煤矿数字孪生模型的实时调度任务输入部分、参数模组以及模块间的逻辑关系,数字孪生仿真模型逻辑关系如图 3 所示。

从图 3 中可以看出,参数设置模组包含卡车数量、速度、载重及调度算法等基本参数;统计数组模块分类储存露天煤矿调度方案。数字孪生模型主要模块设置见表 1。基于 AnyLogic 搭建露天煤矿数字孪生仿真模型环境,真实场景如图 4 所示,图 5 展示了数字孪生仿真模型对露天煤矿无人卡车调度任务状态的实时监测。

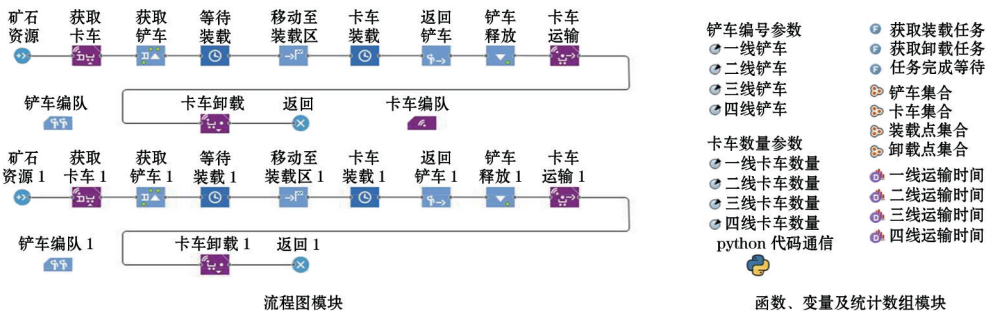


图 3 数字孪生仿真模型逻辑关系

Fig.3 Logic relationship of digital twin simulation model

表 1 数字孪生仿真模型模块定义

Table 1 Digital twin simulation model module definition

模块名称	模块类型	含义
Source	Enter	任务到达
SeizeTransporter	Seize	获取卡车装载
Seize	Seize	获取铲车装载
Delay	Delay	装卸载时间
ResourceSendTo	ResourceSendTo	铲车返回等待
MoveTo	MoveTo	进入装载区
Release	Release	装载完成返回
Sink	Sink	完成任务



图 4 露天煤矿调度运输真实场景

Fig.4 Realistic scenario of scheduling and transportation in open-pit coal mine

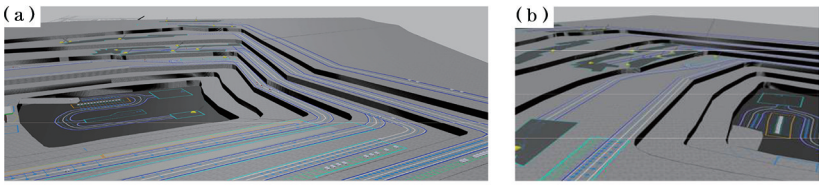


图 5 露天煤矿调度运输孪生场景

Fig.5 Twinning scenario of scheduling and transportation in open-pit coal mine

2 问题描述与数学模型建立

2.1 问题描述

露天煤矿无人卡车调度问题可描述为典型的多目标、多约束复杂优化问题。在满足矿山生产调度规则的前提下,将 n 辆无人卡车投入作业,每辆车需依次经历空闲、空载、装载、卸载以及满载行驶这 5 种状态以完成运输任务。调度过程中需合理规划 n 辆卡车的调度任务分配,且每辆车在各状态下均需满足对应作业要求。考虑露天煤矿实际调度中路况变化、设备效率差异等多方面影响因素,为达到问题建模的便利性与科学性,特对无人卡车任务调度场景作出如下假设:

(1) 所有无人卡车当前时刻均可开始任务;

(2) 任意卡车一旦开始任务则不能中断;

(3) 同一时刻,同一卡车只能对应一条路线一辆铲车进行任务;

(4) 每辆无人卡车同时刻只能进行一个任务;

(5) 卡车的任务存在先后约束;

(6) 露天煤矿卡车油耗指满载和空载油耗;

(7) 装卸点的数量、位置在调度周期内不变。

2.2 数学模型建立

数学模型主要符号及含义见表 2。

表 2 模型主要符号及含义

Table 2 Main symbols of the model and their meanings

符号	含义
n	卡车数量,$i\in\{1,2,\cdots,n\}$
m	装载点数量,$j\in\{1,2,\cdots,m\}$
k	卸载点数量,$l\in\{1,2,\cdots,k\}$
Q	卡车额定载质量/t
v	卡车平均速度/(km/h)
α	单位距离油耗成本/(元/km)
β	单位时间等待成本/(元/h)
d_{jl}	装载点 j 到卸载点 l 的距离/km
t_{jl}	卡车从 j 到 l 的运输时间/h
t_l	装载时间/h
t_u	卸载时间/h
M	足够大的正数(用于逻辑约束)
x_{ijlt}	卡车 i 在时间 t 是否从 j 前往 l
y_{ijt}	卡车 i 在时间 t 是否在 j 装载
z_{ilt}	卡车 i 在时间 t 是否在 l 卸载
C_i	卡车 i 完成所有任务的总时间/h
U_i	卡车 i 的利用率

研究综合考虑露天煤矿无人卡车调度中的最大完工时间、卡车油耗和卡车利用率这 3 大关键指标建立目标函数,并在严格满足作业流程、设备状态等露天煤矿无人卡车调度约束的前提下,结合矿山实际生产场景特性建立相应的约束条件。

(1) 最小化运输成本是对露天煤矿无人卡车调度进行优化的关键指标。最小化运输成本的目标函数 f_1 为:

$$f_1=\min\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\sum_{l=1}^{k}\sum_{t}\alpha d_{jl}x_{ijlt}+\sum_{i=1}^{n}\beta\left(C_i-\sum_{j,l,t}t_{jl}x_{ijlt}\right)\tag{1}$$

(2) 最小化总运输时间是反映露天煤矿无人卡车运行效率的关键指标。最小化无人卡车总运输时间的目标函数 f_2 为:

$$f_2=\min\max_i C_i\tag{2}$$

(3) 最大化卡车利用率指的所有投放在露天煤矿无人卡车的利用率均值。最大化卡车利用率的目标函数 f_3 为:

$$f_3=\max\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}U_i\tag{3}$$

建立约束条件如下:

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{l=1}^{k}\sum_{t}x_{ijlt}=1,\forall j\tag{4}$$

$$y_{ijt}+\sum_{l}x_{ijlt}+\sum_{l}z_{ilt}\leqslant 1,\forall i,j,t\tag{5}$$

$$C_i\geqslant t\cdot z_{ilt}+t_u,\forall i,l,t\tag{6}$$

$$\sum_{i,l,t}tx_{ij_1lt}\leqslant\sum_{i,l,t}tx_{ij_2lt},\forall j_1<j_2\tag{7}$$

$$U=\frac{\sum_{j,l,t}(t_l+t_{jl}+t_u)x_{ijlt}}{C_i},\forall i \quad (8)$$

$$x_{ijlt},y_{ijt},z_{ilt}\in\{0,1\},C_i\geqslant 0,U_i\in[0,1] \quad (9)$$

约束式(4)表示每个装载点任务必须被完成;约束式(5)表示卡车同一时间只能处于某一种状态;约束式(6)表示卡车卸载完成后卡车可重新调度;约束式(7)表示任务 j_1 比 j_2 先到达,则 j_1 优先分配卡车;约束式(8)表示卡车利用率(卡车工作时间和总运输时间的比值);约束式(9)表示任意卡车的工作状态、运输时间和卡车利用率均非负。

3 量子增强粒子群优化算法设计

3.1 量子增强粒子群优化算法原理

量子增强粒子群优化算法(Quantum Enhanced Particle Swarm Optimization, QEPSO)是在传统粒子群优化算法(PSO)基础上,引入量子计算中的量子门概念进行改进的一种智能优化算法。在传统PSO中,粒子通过跟踪个体最优解和全局最优解来更新自身位置和速度,其位置和速度的更新遵循确定的规则。而在QEPSO中,每个粒子用量子位来表示,量子位的概率幅表示粒子处于不同状态的可能性,这使得粒子在搜索空间中具有更丰富的多样性和更强的全局搜索能力。

量子位的基本单位是量子比特(qubit),一个量子比特可以表示为$|\psi\rangle=\alpha|0\rangle+\beta|1\rangle$,其中初始概率幅 α 和 β 是复数,满足$|\alpha|^2+|\beta|^2=1$,$|0\rangle$和$|1\rangle$是两个正交的基态。通过量子旋转门和量子非门等量子门操作来更新量子位的概率幅,实现粒子的更新。

3.2 算法流程设计

该算法一共包括7个具体步骤。

步骤1:初始化参数,设定种群规模 N,最大迭代次数 $T_{\max}$,量子位的初始概率幅 α 和 β 通常初始化为 $1/\sqrt{2}$,即每个粒子初始时处于$|0\rangle$和$|1\rangle$的等概率叠加态。同时,根据问题的约束条件,确定粒子的编码方式,将露天煤矿无人卡车调度问题的决策变量编码为量子位串。

步骤2:对各量子粒子进行测量,根据量子位的概率幅确定粒子的实际位置,即将量子位串转换为调度问题的可行解。

步骤3:基于目标函数计算各粒子的适应度值。在本问题中,综合考虑最大完工时间、卡车油耗和卡车利用率,设计适应度函数 F 为:

$$F=w_1\times\frac{f_1}{f_{1\min}}+w_2\times\frac{f_2}{f_{2\min}}+w_3\times\frac{f_{3\max}-f_3}{f_{3\max}-f_{3\min}} \quad (10)$$

式中:w_1、w_2、w_3 为权重系数,且 $w_1+w_2+w_3=1$;f_1 为运输成本,$f_{1\min}$为最小运输成本,元;f_2 为总运输时间,$f_{2\min}$为最小总运输时间,h;f_3 为卡车利用率,$f_{3\min}$和 $f_{3\max}$分别为卡车利用率的最小值和最大值。

步骤4:将各粒子当前适应度值与历史个体最优值进行对比,更新个体最优解;进而比较所有粒子适应度值,更新全局最优解。

步骤5:采用量子旋转门对量子位的概率幅进行更新。量子旋转门的旋转角度 $\Delta\theta$(rad)根据当前粒子与个体最优及全局最优的位置关系确定,其更新公式为:

$$\begin{bmatrix}\alpha_{r,s}^{T+1}\\ \beta_{r,s}^{T+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\cos\Delta\theta_{r,s}^{T} & -\sin\Delta\theta_{r,s}^{T}\\ \sin\Delta\theta_{r,s}^{T} & \cos\Delta\theta_{r,s}^{T}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\alpha_{r,s}^{T}\\ \beta_{r,s}^{T}\end{bmatrix} \quad (11)$$

式中:$\alpha_{r,s}^{T}$和$\beta_{r,s}^{T}$为第 T 次迭代时第 r 个粒子第 s 位量子位的概率幅;$\Delta\theta_{r,s}^{T}$为第 T 次迭代时第 r 个粒子第 s 位量子位的旋转角度。

步骤6:量子非门变异操作。为了增加算法的多样性、避免陷入局部最优,以一定概率对量子位执行量子非门操作。量子非门的作用是将量子位的状态取反,即:

$$\begin{bmatrix}\alpha_{r,s}^{T+1}\\ \beta_{r,s}^{T+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0 & 1\\ 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\alpha_{r,s}^{T}\\ \beta_{r,s}^{T}\end{bmatrix} \quad (12)$$

步骤7:若满足预设的最大迭代次数或满足其他终止条件,则算法运行终止并输出全局最优解;否则,返回步骤2继续迭代。

量子增强粒子群算法通过引入量子位和量子门操作,模拟量子叠加与纠缠机制,使粒子能够在搜索空间过程中同时探索多个区域,从而显著提升全局搜索能力与收敛速度。其中,量子旋转门的旋转角度根据粒子与最优解的位置关系自适应调整,能在进化初期增强全局搜索,在末期提高局部搜索精度。此外,通过设计合理的适应度函数,算法可同时处理完工时间、卡车油耗和卡车利用率3个优化目标,并利用权重系数的调整,灵活适应不同的调度需求。量子增强粒子群算法流程如图6所示。

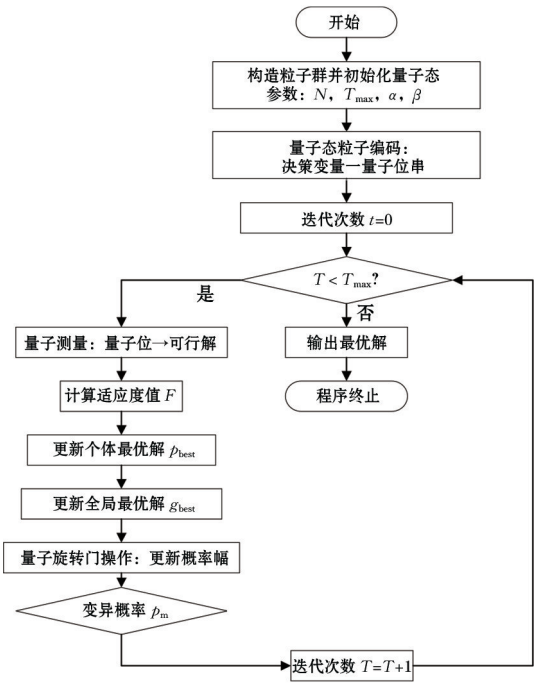


图 6 量子增强粒子群算法流程

Fig.6 Quantum enhanced particle swarm algorithm flowchart

4 仿真试验与分析

4.1 量子增强粒子群算法验证及分析

为验证量子增强粒子群算法求解露天煤矿无人卡车调度问题的可行性、有效性和实用性，以新疆某大型露天煤矿的调度数据作为研究样本，采用实际生产数据进行验证。生产数据包括卡车数量 n=14 辆，装载点数量 m=4 个，卸载点数量 k=5 个，卡车额定载质量 Q=100 t，卡车平均速度 v=30 km/h，单位距离油耗成本为 6 元/km，单位时间等待成本为 50 元/h，各装载点到卸载点的距离和运输时间根据实际地形和道路条件确定。为测试该算法在不同规模算例下的求解性能，将其与传统粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization，PSO)、改进粒子群优化算法[19](Improved Particle Swarm Optimization，IPSO)及遗传算法(Genetic Algorithm，GA)进行对比。每种算法对每个算例独立运行 10 次，取平均值作为最终结果。

试验在处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H，主频 2.6 GHz，内存为 16 GB 的 64 位 Windows11 操作系统上运行，试验环境为 PyCharm Community Edition 2020.1.3X64。算法参数设置种群规模 N=50，最大迭代次数 T_{max}=200。QEPSO 量子非门操作的概率 p_m=0.1，权重系数 w_1=0.3，w_2=0.3，w_3=0.4；PSO 算法惯性权重 w 从 0.9 线性递减到 0.4，学习因子 c_1=c_2=2；IPSO 算法在 PSO 算法的基础上增加了自适应惯性权重和变异操作，惯性权重 w 根据适应度值自适应调整，变异概率 p_m=0.1；GA 算法交叉概率 p_c=0.8，变异概率 p_m=0.1。

算法评价指标包括最大完工时间 C_{max}、总运输成本 F_{cost}、卡车利用率 U_{avg}以及收敛速度。上述指标对比分析表明，相较于 PSO、IPSO 及 GA 等算法，提出的量子增强粒子群算法(QEPSO)在求解露天煤矿无人卡车调度优化问题上具有显著优势。各算法在 10 次独立运行后的平均求解结果见表 3。

表 3 求解结果

Table 3 Solution results

算法	C_{max}/h	F_{cost}/元	U_{avg}/%
PSO	28.56	12 568.32	72.34
IPSO	26.89	11 856.75	75.68
GA	27.45	12 135.83	74.21
QEPSO	25.32	11 249.78	78.95

由表 3 可知，QEPSO 算法在最大完工时间、总运输成本及卡车利用率 3 项指标上均优于其他算法。具体而言，最大完工时间比 PSO 算法减少了 11.34%，较 IPSO 算法减少 5.84%，较 GA 算法减少了 7.76%；总运输成本比 PSO 算法减少 10.49%，较 IPSO 算法减少了 5.12%，较 GA 算法减少 7.30%；卡车利用率较 PSO 算法提高 9.14%，较 IPSO 算法提高 4.32%，较 GA 算法提高 6.39%。上述结果表明，QEPSO 算法能够更有效地求解无人卡车调度优化问题，具有更好的优化性能。各算法平均收敛曲线如图 7 所示。

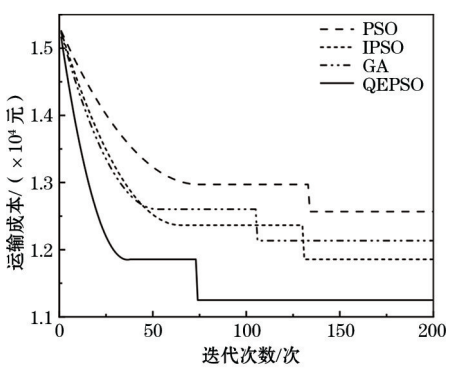


图 7 各算法收敛曲线对比

Fig.7 Comparison of convergence curves of the algorithms

从图 7 可以看出,QEPSO 算法的收敛速度最快,在迭代到第 75 次左右接近最优解,而其他算法均需更多迭代次数才能收敛。这进一步验证了 QEPSO 算法具有更强的全局搜索能力和更快的收敛速度。

统计各算法独立运行 10 次后的结果方差,统计结果见表 4。

表 4 结果方差

Table 4 Resulting variance

算法	C_{max}方差	F_{cost}方差	U_{avg}方差
PSO	0.85	325.67	1.23
IPSO	0.65	287.54	0.98
GA	0.72	301.23	1.12
QEPSO	0.45	213.45	0.76

由表 4 可知,QEPSO 算法的结果方差最小,说明其求解稳定性最优。QEPSO 算法引入的自适应参数调整与量子非门变异操作,能够动态优化搜索策略、有效避免陷入局部最优,提高了算法的稳定性。

4.2 露天煤矿数字孪生仿真模型实例验证

为验证所提方案解决露天煤矿无人卡车调度问题的性能,以该露天煤矿单线无人卡车铲排任务为例,构建基于 AnyLogic 软件的数字孪生仿真模型,对卡车调度运输过程进行仿真试验。仿真场景配置为:无人卡车运输路线配备 4 个装载点和 5 个卸载点,作业车辆包括 3 台铲车与 10 辆无人卡车。在作业时间上,每辆卡车的装载时间设定为 6 min,卸载时间为 3 min。单班次生产调度数据见表 5。该仿真通过设定具体的作业场景与参数,能够直观呈现无人卡车在露天煤矿运输中的实际运行状况,从而为方案性能验证提供可靠的模拟数据支撑。

表 5 单班次生产调度数据

Table 5 Production scheduling data for one shift

卡车编号	平均行驶速度/(km/h)	运输时间/h	行驶距离/km	油耗/L	装载点	卸载点
M11-33	27.5	5.9	163.5	856.3	4-3	5-2
M15-26	21.4	7.3	155.2	821.5	4-2	5-3
M15-07	23.8	5.8	138.4	740.2	4-4	5-3
Y11-03	24.0	5.9	140.5	764.5	4-3	5-4
Y13-31	24.8	6.4	158.7	833.7	4-4	5-5
Y11-06	23.6	7.2	171.6	896.8	4-2	5-1
Y11-22	28.3	4.4	125.1	694.6	4-1	5-2
M15-02	26.9	4.8	129.8	705.4	4-1	5-1
Y11-09	29.4	4.8	141.9	763.8	4-2	5-4
Y11-14	28.7	5.3	152.4	812.9	4-4	5-5

根据表 5 生产调度任务信息,以 10 辆卡车作业的作业数据作为数字孪生仿真模型输入,分别运行传统调度方案和提出的数字孪生调度方案进行对比,以验证所提方法求解露天煤矿无人卡车调度问题的性能。图 8 和图 9 分别展示了传统调度方案与本文方案生成的甘特图。

在露天煤矿无人卡车调度运输过程中,卡车在作业中极易产生过长的等待时间,从而导致后续卡车任务延误。传统调度策略需优化等待任务时间才能保障整体调度方案的优化。采用数字孪生调度方案时,卡车状态监控系统可及时识别等待任务的起始周期,并基于动态扰动事件重新生成调度方案。对比图 8 和图 9 可知,传统调度方案的任务完成时间为 438 min,而数字孪生调度方案的任务完成时间大幅缩短至 365 min。此外,在露天煤矿数字孪生仿真模型运行过程中,系统能清晰识别每辆无人卡车的当前状态、装载时间、卸载时间、等待时间、满载以及空载时间等信息。

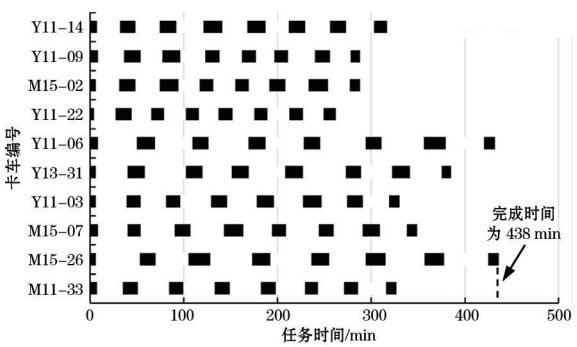


图 8 传统调度方案甘特图

Fig.8 Gantt chart of traditional scheduling scheme

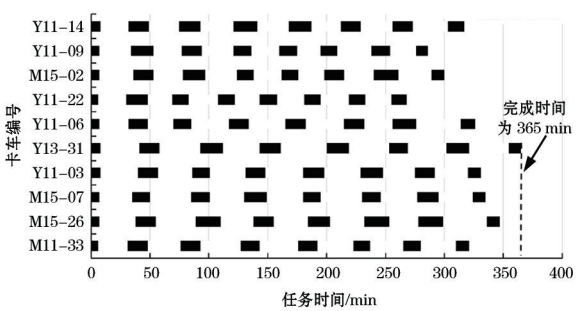


图 9 数字孪生调度方案甘特图

Fig.9 Gantt chart of digital twin scheduling scheme

根据实例数据,绘制传统调度方案、数字孪生调度方案均值线、累积分布曲线的直方图,如图 10、图 11 所示。从图 10、图 11 可以看出,传统调度方案下卡车的平均任务时间为 341.4 min,数字孪生调度方

案下的平均任务时间为 319.6 min,节省了 21.8 min。这一结果表明,数字孪生调度方案有效提升了露天煤矿无人卡车的运输效率,保障了调度任务的合理性与科学性,进一步验证了所提方法在解决露天煤矿无人卡车调度优化问题上的出色性能。

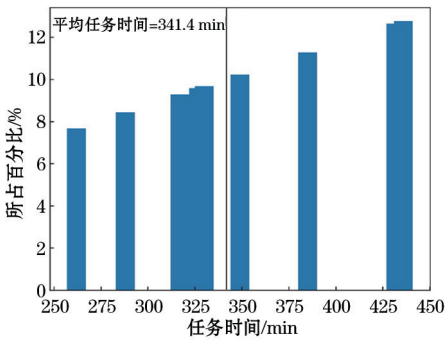


图 10 传统调度方案平均任务时间直方图

Fig.10 Histogram of average task time for traditional scheduling schemes

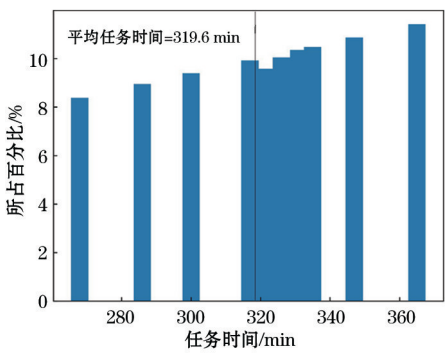


图 11 数字孪生调度方案平均任务时间直方图

Fig.11 Histogram of average task time for digital twin scheduling dispatching scheme

5 结论

(1) 研究构建了无人卡车数字孪生系统框架,借助 AnyLogic 软件实现了物理与虚拟空间的实时映射。新疆某露天煤矿实例表明,数字孪生调度方案较传统方案,任务完成时间缩短 73 min,显著提升了露天煤矿无人卡车的运输效率。

(2) 设计的量子增强粒子群优化算法(QEPSO)在求解多目标、多约束的无人卡车调度优化问题时表现出色。与 PSO、IPSO 和 GA 算法相比,QEPSO 算法在最大完工时间、总运输成本上分别降低5.84%～11.34%、5.12%～10.49%,卡车利用率提升 9.14%,且收敛速度更快、稳定性更优。

(3) 通过数字孪生仿真与优化算法结合,解决了大型露天煤矿无人卡车调度方案差、利用率低及成本高等问题,实现了运输成本降低、任务完成时间缩短与卡车利用率提高的综合效益,对推动露天煤矿无人化和智能化开采具有重要意义。

参考文献(References):

[1] 边璟洋,李杰,王杰栋,等.露天矿山基础数字化的技术研究与工程实践[J].矿业研究与开发,2025,45(5):207-213.
Bian Jingyang, Li Jie, Wang Jiedong, et al. Technical research and engineering practice of foundation digitization of open-pit mine[J]. Mining Research and Development, 2025,45(5):207-213.

[2] 马建威.数字化转型对露天矿智能化发展的重要性[J].露天采矿技术,2022,37(3):96-99.
Ma Jianwei. Importance of digital transformation to intelligent development of open-pit mine[J]. Opencast Mining Technology,2022,37(3):96-99.

[3] Hazrathosseini Arman, Moradi Afrapoli Ali. The advent of digital twins in surface mining:its time has finally arrived [J]. Resources Policy,2023,80:103155.

[4] 庄存波,刘检华,熊辉,等.产品数字孪生体的内涵、体系结构及其发展趋势[J].计算机集成制造系统,2017,23(4):753-768.
Zhuang Cunbo, Liu Jianhua, Xiong Hui, et al. Connotation,architecture and trends of product digital twin [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2017,23 (4):753-768.

[5] 王国法.煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J].煤炭科学技术,2022,50(1):1-27.
Wang Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. Coal Science and Technology,2022,50(1):1-27.

[6] 李在友,孙艳斌,王晓光,等.基于改进被囊群算法的露天矿无人驾驶卡车运输调度[J].工矿自动化,2022,48(6):87-94+127.
Li Zaiyou, Sun Yanbin, Wang Xiaoguang, et al. Unmanned truck transportation scheduling in open-pit mines based on improved tunicate swarm algorithm[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(6):87-94+127.

[7] 谢晓斌,高文远,向平,等.基于 3D GIS 的 5G 全连接采矿数字孪生系统建设研究[J].中国矿业,2024,33(增刊 2):133-138.
Xie Xiaobin, Gao Wenyuan, Xiang Ping, et al. Research on the construction of 5G fully connected mining digital twin system based on 3D GIS[J]. China Mining Magazine,2024, 33(Suppl.2):133-138.

[8] 武讲,郑群飞.哈尔乌素露天矿无人驾驶方案研究[J].金属矿山,2021(2):167-172.
Wu Jiang, Zheng Qunfei. Feasibility study of driverless system in Harwusu open-pit coal mine[J]. Metal Mine,2021 (2):167-172.

[9] 林尔康,张宏伟,蒲忠辉,等.数字孪生驱动的带式输送机自移机尾远程监控技术[J].矿业研究与开发,2024,44(2):186-193.
Lin Erkang, Zhang Hongwei, Pu Zhonghui, et al. Digital twin-driven remote monitoring technology of self-moving belt conveyor tail[J]. Mining Research and Development, 2024,44(2):186-193.

[10] 胡伟飞,方健豪,刘飞香,等.基于数字孪生的掘锚一体机实时状态映射[J].湖南大学学报(自然科学版),2022,49(2):1-12.
Hu Weifei, Fang Jianhao, Liu Feixiang, et al. Real-time state mirror-mapping for driving and bolting integration equipment based on digital twin[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2022,49(2):1-12.

[11] 钮景付.高逼真数字孪生技术在露天矿山无人驾驶中的应用[J].工矿自动化,2022,48(增刊2):98-101+111.
Niu Jingfu. Application of high realistic digital twin technology in open pit mine[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(Suppl.2):98-101+111.

[12] 赵文,王超,何利辉,等.基于数字孪生的煤矿安全智能监控平台设计[J].矿山机械,2025,53(5):54-59.
Zhao Wen, Wang Chao, He Lihui, et al. Design of intelligent monitoring platform for coal mine safety based on digital twin[J]. Mining and Processing Equipment,2025,53(5):54-59.

[13] 姚江,王智强,侯卫钢,等.基于工业互联网的露天矿数字孪生建模系统和方法[J].金属矿山,2023(1):161-171.
Yao Jiang, Wang Zhiqiang, Hou Weigang, et al. Open-pit mine digital twin modeling system and method based on industrial internet[J]. Metal Mine,2023(1):161-171.

[14] 周辰奥,周科平,张孝平,等.面向数字孪生的大型露天金属矿生产调度仿真分析[J].金属矿山,2024(3):190-199.
Zhou Chen'ao, Zhou Keping, Zhang Xiaoping, et al. Simulation analysis of large-scale open-pit mine production scheduling oriented to digital twin[J]. Metal Mine,2024(3):190-199.

[15] 周天沛,杨丽娟,孙伟.不确定条件下露天煤矿车辆优化调度的研究[J].控制工程,2019,26(7):1298-1303.
Zhou Tianpei, Yang Lijuan, Sun Wei. Research on optimal vehicle scheduling in open mine under uncertainty[J]. Control Engineering of China,2019,26(7):1298-1303.

[16] 苏树鹏.基于遗传蚁群强化学习算法的露天矿运输路径优化试验研究[J].矿业研究与开发,2024,44(12):221-227.
Su Shupeng. Experimental study on optimization of transportation path in open pit mines based on genetic ant colony reinforcement learning algorithm[J]. Mining Research and Development,2024,44(12):221-227.

[17] 陶飞,刘蔚然,张萌,等.数字孪生五维模型及十大领域应用[J].计算机集成制造系统,2019,25(1):1-18.
Tao Fei, Liu Weiran, Zhang Meng, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2019,25(1):1-18.

[18] 刘亮,贺禹铭,祁思远.基于数字孪生仿真的柔性作业车间调度优化研究[J].现代制造工程,2025(3):41-51.
Liu Liang, He Yuming, Qi Siyuan. Optimization study of flexible job-shop scheduling based on digital twin simulation[J]. Modern Manufacturing Engineering,2025(3):41-51.

[19] Li Zina, Qiu Lina, Li Ruixin, et al. Enhancing BCI-based emotion recognition using an improved particle swarm optimization for feature selection[J]. Sensors,2020,20(11):3028.