基于蒙特卡洛模拟的地下金属矿山调度优化研究*

马朝阳[1,2,3]，张元生[1,2,3]

（1.矿冶科技集团有限公司， 北京 100160；
2.金属矿山智能开采技术北京市重点实验室， 北京 102628；
3.北京北矿智能科技有限公司， 北京 102628）

摘要：地下金属矿山生产调度面临地质条件、设备状态及安全风险等多源不确定性的严峻挑战，传统确定性调度模型难以保障系统的稳定性与运行效率。为此，提出一种基于蒙特卡洛模拟的地下金属矿山调度优化模型（MC-MOO）。首先，构建多源不确定性因素的概率分布模型；继而，融合蒙特卡洛场景模拟与NSGA-Ⅱ多目标优化算法，建立“概率建模-场景模拟-多目标优化”的闭环求解框架，以综合优化调度成本、产量稳定性及设备负荷均衡度。案例研究结果表明，相较于传统确定性调度模型，MC-MOO模型的总调度成本降低了5.97%，月均产量提高了16.53%，产量标准差降低了41.82%，设备负荷均衡度提高了23.61%，为不确定性环境下矿山智能调度提供了行之有效的建模与求解范式。

关键词：地下金属矿山；调度优化；不确定性分析；蒙特卡洛模拟

中图分类号：TD853；TP181 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)06-0200-09

Scheduling Optimization of Underground Metal Mines Based on Monte Carlo Simulation

Ma Zhaoyang[1,2,3], *Zhang Yuansheng*[1,2,3]

(1.BGRIMM Technology Group Co., Ltd., Beijing 100160, China;
2.Beijing Key Laboratory of Nonferrous Intelligent Mining Technology, Beijing 102628, China;
3.BGRIMM Intelligent Mining Technology Co., Ltd., Beijing 102628, China)

Abstract: Production scheduling of underground metal mines is confronted with severe challenges caused by multi-source uncertainties, such as geological conditions, equipment status, and safety risks, while traditional deterministic scheduling models struggle to guarantee system stability and operational efficiency. To address this issue, a Monte Carlo simulation-based scheduling optimization model(MC-MOO) for underground metal mines was proposed. Firstly, probability distribution models were established for multi-source uncertainty factors. Subsequently, Monte Carlo scenario simulation was integrated with the NSGA-Ⅱ multi-objective optimization algorithm to develop a closed-loop framework of "probabilistic modeling-scenario simulation-multi-objective optimization", enabling the comprehensive optimization of scheduling cost, production stability, and equipment load balancing. The case study results show that compared with the traditional deterministic scheduling models, the total scheduling cost of the MC-MOO model is reduced by 5.97%, the average monthly output is increased by 16.53%, the standard deviation of output is reduced by 41.82%, and the equipment load balance is increased by 23.61%. It provides an effective modeling and solving paradigm for mine intelligent scheduling under uncertain environment.

Key words: Underground metal mine, Scheduling optimization, Uncertainty analysis, Monte Carlo simulation

0 引言

金属矿山是国家基础原材料的重要来源，其高效生产对保障经济稳定发展至关重要。近年来，随着开采规模扩大、资源品位下降和开采深度增加，地下金属矿山面临作业环境复杂、品位波动大、安全风险高等问题，传统依靠人工经验的装备调度模式已难以满足智能化、精细化的生产需求。当前，地下金属矿山调度优化研究多集中于确定性场景，通常假设设备运行状态、矿石品位等参数固定不变；然而，在实际生产中，地质条件变化、设备随机故障、安全事故风险等不确定性因素频发，致使静态调度方案在动态环境中适应性不足、执行效率偏低。因此，量化不确定性因素对调度系统的影响，并构建能够适

* **收稿日期**：2025-08-23
基金项目：国家重点研发计划项目(2023YFC2907400)
作者简介：马朝阳(1992—)，女，河北唐山人，博士，高级工程师，主要从事矿业经济分析研究。E-mail：machaoyang@bgrimm.com

应动态场景的调度模型,成为地下金属矿山智能化转型的重要问题。

国内外学者针对矿山调度优化开展了大量研究,早期研究多采用线性规划、整数规划等确定性方法,聚焦于单一目标的静态调度问题。例如,王李管等[1]提出运用混合整数规划法解决采场回采顺序优化问题的方法,综合考虑逻辑、设备数量、空间顺序等约束条件,构建采场回采顺序优化的混合整数规划模型。Astrand 等[2]构建了基于约束规划和大邻域搜索的地下矿山移动装备调度模型。Campeau 等[3]提出了一种基于可中断混合整数规划方法的短期规划优化模型,实现了地下矿山短期规划优化。然而,这些模型未考虑生产过程中的不确定性,在实际应用中可能出现调度方案失效的情况。

随着研究的不断深入,部分学者开始关注不确定性因素[4-5]。在概率建模方面,刘威等[6]开展了基于 MCMC 算法的露天矿典型设备故障预测方法研究,通过确定设备故障时间间隔服从的指数分布,实现了对故障发生时间的有效预测。顾清华等[7]提出了一种基于特征选择及改进麻雀算法优化 XGBoost 的露天矿卡车行程时间预测模型,充分考虑了卡车、道路、气象及时间动态因素的影响。Bargawa 等[8]、Liu 等[9]通过克里金插值法建立了矿石品位空间分布的概率模型。在优化算法应用上,遗传算法、蚁群算法、粒子群优化算法等启发式算法被广泛用于求解调度问题[10-15],为构建多目标优化模型提供了技术支撑。

但现有研究仍存在两方面局限:一是对不确定性因素的处理多采用情景分析或模糊理论,难以全面刻画地质参数、设备性能等随机变量的概率分布特征;二是优化模型与不确定性模拟的耦合度不足,缺乏动态场景下调度方案的自适应调整机制。蒙特卡洛模拟作为一种通过随机抽样量化不确定性的有效工具,已在矿产资源评价、风险分析等领域得到广泛应用[16-17],但将其与多目标调度优化深度融合,用于解决地下金属矿山动态调度问题的研究仍相对匮乏。

本文以地下金属矿山调度系统为研究对象,针对地质条件、设备状态、安全风险等多源不确定性,提出基于蒙特卡洛模拟的调度优化模型。以不确定性分析为基础,构建多源不确定性因素的概率模型,将非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅱ算法)与蒙特卡洛模拟相结合,提出“概率建模-场景模拟-多目标优化”的闭环框架。在此基础上,构建兼顾成本、产量与设备负荷的动态调度模型(MC-MOO 模型),并通过案例验证,对比传统确定性模型,量化 MC-MOO 模型在应对不确定性时的性能优势,以期为地下金属矿山智能化调度提供新的技术支撑。

1 不确定性因素分析与概率建模

地下金属矿山开采环境具有高风险、高约束、高动态的特征,地质不确定性、设备不确定性、安全不确定性等因素均显著影响装备调度效率。基于历史数据与合理假设,对关键不确定性因素进行概率建模,为后续调度优化提供数据基础。

1.1 地质不确定性

金属矿山矿体形态复杂多变,地质资源分布变异性强,导致开采范围与矿石品位难以精准预测。同时,巷道围岩稳定性受岩石特性、地下水活动等因素影响,易发生顶板冒落、片帮等事故。为量化地质不确定性对调度的影响,采用三维地质建模与随机模拟相结合的方法进行地质不确定性分析与建模。

1.1.1 矿体品位波动

矿体品位受地质构造、成矿过程等多种因素影响,呈现出显著的空间变异性。通过地质统计学方法(如克里金插值法),可结合钻孔数据建立三维品位模型。历史数据统计表明,品位分布通常符合正态分布或对数正态分布。以某黄金矿山为例,经地质数据库样本组合后,共有 14 078 个组合样品点,品位均值为 1.97 g/t,标准差为 3.13 g/t。对组合样进行对数转换后开展变异函数分析,结果如图 1 所示,可得拟合的变异函数变程为 6.31 m,基台值约为 0.79。在此基础上,采用克里金插值法生成三维品位模型。

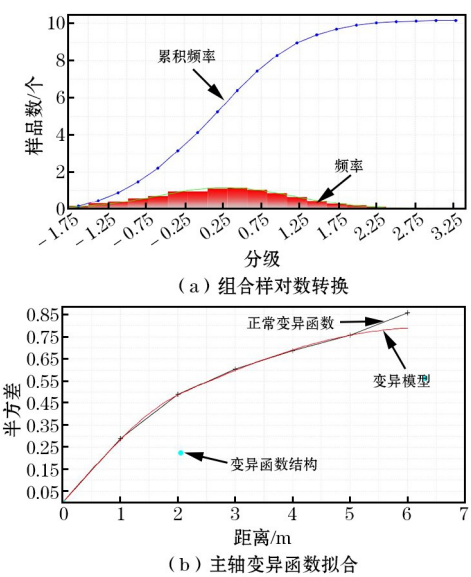


图 1 矿体品位模型分析

Fig.1 Analysis of ore body grade model

在此基础上,通过蒙特卡洛模拟生成不同品位分布的样本,并引入空间自相关系数 $\rho=0.65$ 表征相邻钻孔品位相关性,以此反映矿体品位的空间非均质性。矿体品位波动模型表达式如下:

$$G\sim\log N(\mu=1.97,\ \sigma^2=3.13^2) \tag{1}$$

式中:G 为某开采单元的金品位,g/t;μ 为均值;σ^2 为方差。模拟时需满足相邻单元品位偏差不超过 15%,以反映矿体连续性。

1.1.2 巷道围岩稳定性影响

选取岩石单轴抗压强度、岩体完整性系数、地下水压力等关键指标,结合现场监测数据确定各指标的概率密度函数,进而通过贝叶斯网络模型计算不同区域发生冒落、片帮事故的概率,为设备调度路径规划和作业面选择提供风险评估依据。对 300 个巷道监测点的支护失效时间历史数据进行威布尔分布拟合,结果如图 2 所示,发现 K-S 检验 $p=0.502\ 7$,远大于 0.05,表明数据服从威布尔分布。通过极大似然估计得出,形状参数 k 为 1.87,尺度参数 λ 为 159.5 d。

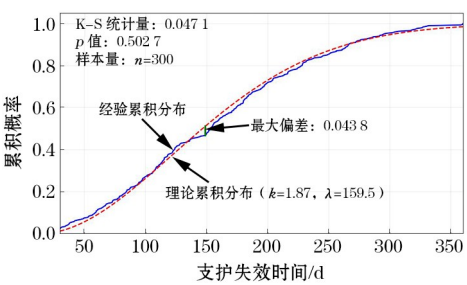


图 2 巷道支护失效时间的威布尔分布 K-S 检验

Fig.2 K-S test for weibull distribution of roadway support failure time

为分析地下水作用下的耦合效应,引入地下水影响修正系数,当水位超过 10 m 时,λ 值下调 20%,以模拟水的软化作用。

1.2 设备不确定性

地下金属矿关键设备如凿岩台车、装药台车、铲运机、电机车、锚杆台车等,在高湿度、高粉尘的恶劣环境下故障率显著升高,且故障发生时间呈现出随机性。收集某地下黄金矿山 2021—2023 年的设备维修记录,提取设备型号、故障发生时间及维修时长等信息。经数据清洗与预处理,采用威布尔分布对设备故障时间进行拟合。威布尔分布概率密度函数为:

$$f(t)=\frac{k}{\lambda}\left(\frac{t}{\lambda}\right)^{k-1}\mathrm{e}^{-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^k} \tag{2}$$

式中,t 为设备运行时间,h。利用极大似然估计法对参数进行估计,以凿岩台车故障数据为例,其中共记录故障事件 287 次,平均故障间隔时间为 142 h,得到 $\lambda=156$ h,$k=1.8$,表明早期故障较少,中后期故障风险递增。该分布能较好地反映设备故障率随使用时间的变化趋势。

1.3 安全不确定性

地下金属矿山面临透水、火灾、围岩冒落及采空区坍塌等多种安全风险。以某矿山安全监测系统 2021—2023 年的安全案例为数据基础,进行概率模型构建。

针对透水风险,采用泊松过程模拟透水发生频率,拟合得到年均发生次数 λ' 为 0.32,单次透水事故的影响范围服从半径为 15~40 m 的均匀分布,根据涌水量等级将影响持续时间划分为三个区间:小型涌水(<50 m^3/h)持续 12~36 h,中型涌水(50~200 m^3/h)持续 36~72 h,大型涌水(>200 m^3/h)持续 72~168 h。

针对火灾风险,考虑电气设备短路、易燃物堆积等触发因素,火灾发生概率与井下温度、湿度及粉尘浓度相关,基于 Logistic 回归构建条件概率方程。其中,温度每升高 5 ℃,火灾发生概率增加 1.8 倍;粉尘质量浓度超过 10 mg/m^3 时,概率提升至正常状态的 3.2 倍。

围岩冒落事故的发生与岩体完整性系数 K_v、地应力密切相关,基于 200 组现场实测数据构建二元 Logistic 回归模型。当 $K_v<0.6$、地应力大于 25 MPa 时,冒落概率达到 0.78;冒落块度服从均值为 1.2 m、标准差为 0.4 m 的对数正态分布,对应作业面中断时间为 4~18 h。

采空区稳定性可通过微震监测数据进行评估,以微震事件能量为预警指标,采用威布尔分布拟合其发生间隔,得到形状参数 $K=2.5$,尺度参数 $\lambda=72$ h。当 24 h 内累计微震能量超过 1×10^5 J 时,触发采空区坍塌预警,需立即停止周边 50 m 范围内的采掘作业。

经 K-S 检验和后验差检验,发现 p 值均超过 0.05,后验差比值 C 小于 0.35,小误差概率 P 大于 0.95。结果表明,所有模型均通过显著性验证,可用于蒙特卡洛场景生成。

2 不确定场景下的多目标调度优化模型构建

基于前文对地下金属矿山不确定性因素的概率建模结果,构建多目标调度优化模型,以实现装备资

源的高效配置与生产效益最大化。该模型围绕决策变量设定、目标函数构建、约束条件界定及优化算法设计展开,同时融合蒙特卡洛模拟实现不确定性场景下的动态优化。

2.1 决策变量定义

基于矿山设备作业特性与空间约束,决策变量采用三维矩阵形式定义,涵盖设备分配、时间窗口与资源配置三个维度。

2.1.1 设备-作业面分配矩阵($\boldsymbol{X}$)

设 $x_{ijb}\in\{0,1\}$ 为决策变量,表示第 i 类设备在第 j 作业面的第 b 班次是否投入作业,其中,$x_{ijb}=1$ 表示投入作业,$x_{ijb}=0$ 表示闲置。

设备类型维度 i,$i=1,2,3,\cdots,m$,m 为矿山设备类型数。取 $m=5$,包括凿岩台车、装药台车、铲运机、电机车、锚杆台车;作业面维度 j,$j=1,2,3,\cdots,n$,n 为矿山同时开采的作业面数。

同一作业面同一班次内,非同一种设备不可同时作业,避免空间冲突。

2.1.2 工序时间窗口(T)

连续变量 $t_{ij}\in[0,24]$ 表示第 i 类设备在第 j 作业面的起始作业时间。需满足工序逻辑:同一作业面内,后续工序的开始时间不得早于前一工序的结束时间;同一台设备服务的不同作业面中,后一个作业面的开始作业时间不得早于前一个作业面的结束作业时间。

2.1.3 安全资源配置系数(S)

离散变量 $s_c\in\{1,2,3\}$ 表示作业面的通风强度等级,$c=1$ 表示基础通风,$c=2$ 表示强化通风,$c=3$ 表示应急通风,用于控制粉尘浓度与空气置换。

连续变量 $d_l\in[5,20]$ 表示第 l 条巷道的安全监测点密度,涵盖顶板位移、地应力与涌水监测。

2.2 目标函数构建

目标函数以成本、产量、安全为核心维度,基于蒙特卡洛模拟场景的概率加权,实现不确定性下的多目标量化。

2.2.1 最小化总调度成本

总成本 f_1 涵盖设备能耗成本、延误成本及备用设备维护成本。

设备能耗成本是根据设备型号与作业时长,结合单位时间能耗参数计算。以凿岩作业为例,能耗成本 E_i 与作业时间 t_i、单位能耗成本系数 e_i 相关,即 $E_i=e_i\times t_i$。

延误成本是因设备故障、巷道支护失效、安全预警停机等导致的生产延误损失,与延误时长 Δt_d 和延误事件 d 单位时间损失成本 l_d 相关。

目标函数表达式为:

$$f_1=\sum_{i=1}^{m}(e_i\times t_i)+\sum_{d\in D}(l_d\times\Delta t_{\mathrm{d}}) \tag{3}$$

式中,D 为延误事件集合。

2.2.2 最大化产量稳定性

产量稳定性 f_2 通过产量标准差与均值的比值计算,目的是降低产量波动,其表达式为:

$$f_2=1-\frac{\sigma_{\mathrm{output}}}{\mu_{\mathrm{output}}} \tag{4}$$

式中:σ_{output} 为产量标准差;μ_{output} 为平均产量,t。

2.2.3 均衡设备负荷

为避免设备过度使用或闲置,以设备利用率的极差衡量负荷均衡程度,其表达式为:

$$f_3=1-\frac{\max(U_i)-\min(U_i)}{\max(U_i)} \tag{5}$$

式中,U_i 为设备 i 的利用率,%。

2.2.4 最大化有效产量

基础产量基于铲运机的运输能力计算,即:

$$Q_{\text{基础}}=\sum_{j=1}^{n}(q_j\times\sum_{b=1}^{3}(x_{3jb}\times t'\times\varphi_j)) \tag{6}$$

式中:q_j 为 j 作业面矿石密度,t/m^3;t' 为每班有效作业时间,取 $t'=8$ h;φ_j 为 j 作业面的出矿效率系数。

因设备故障、巷道支护失效与安全停机等导致产量损失,即:

$$Q_{\text{损失}}=\sum_{i=1}^{5}(n_i\times h_i)+\sum_{j=1}^{n}(p_j\times Q_j) \tag{7}$$

式中:n_i 为第 i 类设备故障次数;h_i 为单班产量损失,t;p_j 为 j 作业面因安全预警停机的概率;Q_j 为 j 作业面计划产量,t。

最大化有效产量最终目标函数:

$$f_4=Q_{\text{基础}}-Q_{\text{损失}} \tag{8}$$

2.3 约束条件设定

(1) 设备容量约束:受限于设备的装载与运输能力,任一设备在任一作业面的装载量不得超过其额定上限,即铲运机的载重限制:

$$w_{ij}\leqslant W_i \tag{9}$$

式中:w_{ij} 为设备 i 在作业面 j 的装载质量;W_i 为设备 i 的载重上限。

(2) 工艺顺序约束:遵循凿岩、装药、铲装、运输等固定工艺流程,通过逻辑关系约束决策变量取值[18-19]。

(3) 时间约束:作业任务需在规定时间内完成,避免延误影响生产进度。

(4) 品位约束:满足配矿条件,即出矿品位要求。

2.4 优化算法与模拟耦合

针对地下金属矿山多目标调度问题的复杂性,对 NSGA-Ⅱ算法进行改进。引入自适应交叉变异算子,根据种群个体的分布情况动态调整交叉和变异概率。算法前期,增大交叉概率以加快全局搜索速度;在后期,降低交叉概率并提高变异概率,增强局部搜索能力,从而提升算法在复杂场景下的收敛速度与解集质量。

将蒙特卡洛模拟生成的 N 组典型生产场景(如设备故障场景、矿石品位波动场景等)作为 NSGA-Ⅱ算法适应度评估的输入,采用改进 NSGA-Ⅱ算法求解 Pareto 最优解集,核心步骤如下。

(1) 种群初始化:生成 150 个可行解,每个解包含设备-作业面分配矩阵 $\boldsymbol{X}$、时间窗口 T 与安全资源配置系数 S,满足所有约束条件。

(2) 适应度评估:将每个解代入蒙特卡洛模拟的 5 000 个场景,计算目标函数的期望值:

$$\begin{cases} f_1^* = E[f_1 \mid \Omega], f_2^* = E[f_2 \mid \Omega] \\ f_3^* = E[f_3 \mid \Omega], f_4^* = E[f_4 \mid \Omega] \end{cases} \tag{10}$$

式中:Ω 为所有不确定性场景的集合;E 为数学期望算子。

(3) 交叉变异:采用锦标赛选择法选择个体,对设备-作业面分配矩阵采用两点交叉(交叉概率 0.7),对工序时间窗口采用均匀变异(变异概率 0.1),确保子代解的可行性。

通过多次迭代后,最终输出涵盖多场景的 Pareto 最优解集,为决策者提供多样化的调度方案选择。

3 基于蒙特卡洛模拟的地下金属矿山调度优化模型构建

在地下金属矿山生产过程中,地质、设备、安全等不确定性因素显著影响调度决策。蒙特卡洛模拟通过多次随机抽样生成大量不确定性场景,能够有效量化和处理这些不确定性,为多目标调度优化模型提供可靠的决策依据。

3.1 不确定性场景的模拟与生成

蒙特卡洛模拟作为一种基于随机抽样的数值计算方法,能够高效处理复杂系统中的不确定性问题。在地下金属矿山调度中,其核心作用在于将构建的概率模型转化为大量具体的不确定性场景。

(1) 参数抽样:针对各不确定性因素,根据其概率分布进行随机抽样,得到随机抽样数据。

例如,基于凿岩台车故障时间的威布尔分布模型,在每次模拟中,根据参数 $\lambda=156$ h、$k=1.8$,随机生成每台设备的故障时间点。某次模拟中,某台凿岩台车可能在运行 120 h 后发生故障,另一台在 160 h 后出现异常;通过多次模拟得到设备不同故障组合的场景集。

对于矿石品位,依据正态分布 $N(1.97,3.13^2)$,在不同开采区域、不同开采时段随机抽样,模拟出品位在均值附近波动的各种场景,如某一开采时段矿石品位随机波动至 1.8 g/t 或 2.0 g/t。

(2) 场景组合:将各因素抽样结果进行组合,形成完整的生产场景。假设存在 y 个不确定性因素,每次模拟生成包含 z 个参数值的一组场景,通过重复模拟 N'次(如 $N'=5\ 000$),即可得到涵盖多种可能情况的场景集合,从而全面覆盖生产过程中的不确定性。

3.2 模拟数据驱动的多目标调度优化

将蒙特卡洛模拟生成的大量不确定性场景数据,作为第 2 章中多目标调度优化模型的输入,驱动模型求解适应不同场景的最优调度方案。多目标调度优化模型以最小化总调度成本、最大化产量稳定性、均衡设备负荷、最大化有效产量等为优化目标。在处理每个模拟场景时,模型结合场景中矿石品位实际值、设备故障状态及安全预警状态等,运用改进的 NSGA-Ⅱ算法,对作业面选择、作业装备分配等调度决策变量进行优化。

以某一模拟场景为例,若该场景中一台凿岩台车在运行 150 h 后发生故障,同时矿石品位下降至原品位的 70%,且作业面未发生因安全预警(如透水、顶板失稳)停机事件。此时,模型会根据这些信息,重新计算各作业任务的优先级,将故障凿岩台车的任务重新分配至其他可用凿岩台车,并平衡矿石品位降低对生产效益的影响,在多个目标间寻求最优解。

3.3 多样化调度方案的生成与评估

利用 NSGA-Ⅱ算法对蒙特卡洛模拟生成的随机场景进行迭代优化,最终可得到涵盖不同目标权衡的 Pareto 最优解集。该解集包含多个非支配解,每个解代表一种在成本、产量、设备负荷等目标间取

得平衡的调度策略。在此基础上,通过适应度评估、鲁棒性分析等方式选取综合性能最优的调度方案,并将其应用于实际生产。

3.3.1 适应度评估

将每个随机场景输入多目标调度优化模型,利用构建的目标函数和约束条件,计算不同调度策略在各场景下的目标函数值,以此评估个体在优化算法中的适应度。例如,在某设备故障场景下,计算不同设备任务分配方案对应的成本、产量稳定性等指标,为算法筛选更优方案提供依据。

3.3.2 鲁棒性分析

通过大量场景模拟,分析调度策略在不同不确定性工况下的表现,筛选出在多数场景下均能保持较好性能的方案,提升调度策略的鲁棒性。例如,对比不同方案在设备故障频率变化、矿石品位波动幅度不同时的目标函数值,优先选择性能波动较小的方案。

4 模型应用与结果分析

4.1 案例背景与参数设置

以国内某大型地下黄金矿山的一个采区为独立优化单元展开研究。假定该采区内的装备数量固定,且在优化时间区间内不与其他采区发生装备转移。采区共设 9 个作业面,计划投入凿岩台车 2 台、装药台车 2 台、出矿铲运机 5 台、运输电机车 2 台、锚杆台车 2 台。所需数据来源于设备传感器、生产管理系统及地质勘探资料。

为验证提出的基于蒙特卡洛模拟的多目标调度优化模型(MC-MOO)的有效性,本文设置以下两组对比试验。

方案 1:本文模型(MC-MOO)依托蒙特卡洛模拟量化矿石品位波动、设备故障、安全预警等不确定性因素,结合 NSGA-Ⅱ算法开展多目标调度优化;

方案 2:传统确定性调度模型,未考虑生产过程中的不确定性,采用历史平均参数(如固定设备作业效率、恒定运输时长)开展静态调度。

具体模拟参数设置如下。

蒙特卡洛模拟:模拟次数设定为 5 000 次,置信水平 95%,确保覆盖绝大多数生产场景;NSGA-Ⅱ算法:种群规模 100,最大迭代次数 200,交叉概率 0.8,变异概率 0.1;概率模型参数:沿用第 1 章估计结果。

采用经济、生产及设备三个指标评估各方案性能。经济指标:总调度成本(包含能耗、延误费用);生产指标:月均矿石产量、产量标准差;设备指标:设备负荷均衡度(取值 0～1,越接近 1 表示设备负荷越均衡)。

4.2 结果分析

4.2.1 模型运行求解

在方案 1(MC-MOO 模型)的运行求解过程中,蒙特卡洛模拟与 NSGA-Ⅱ算法紧密协作。

依据构建的概率模型,每次模拟对设备故障时间、矿石品位、安全预警状态等不确定性因素进行随机抽样。例如,基于凿岩台车故障时间的威布尔分布,通过逆变换法生成故障发生时刻;从矿石品位的正态分布中抽取样本数值。将各因素的抽样结果组合成一个完整的随机生产场景,重复此过程 5 000 次,形成不确定性场景集合。

针对每个模拟场景,NSGA-Ⅱ算法在初始种群中生成 100 个调度策略个体,以每个个体在该场景下的目标函数值(总调度成本、产量稳定性、设备负荷均衡度)为依据进行评价。例如,在计算总调度成本时,根据设备任务分配矩阵确定设备作业时长,结合单位能耗成本计算能耗费用;考虑设备故障、巷道支护失效、安全预警停机等情形计算延误成本。采用快速非支配排序和拥挤度计算方法,对个体进行筛选与进化,通过 300 次迭代,逐步逼近 Pareto 最优解集,求解过程目标函数收敛曲线如图 3 所示。

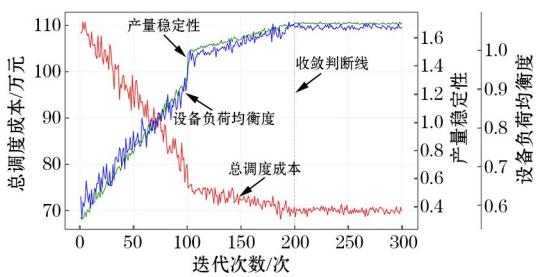


图 3 模型运行求解目标函数收敛曲线

Fig.3 Convergence curves of the objective function in model operation and solution

约束条件处理:采用罚函数法处理设备容量约束、时间约束及品位约束等各类约束条件。若某个调度策略违反约束条件(如设备装载质量超过载重上限),则在目标函数中增加相应的惩罚项,降低该个体的适应度,从而引导算法搜索满足约束的可行解。

经过上述运行求解过程,最终得到在 5 000 个

模拟场景下表现最优的调度策略集合,模型运行求解目标函数收敛曲线如图 3 所示,从中选取代表性方案进行结果统计与分析。

4.2.2 多方案性能对比与分析

方案 1(本文模型 MC-MOO)和方案 2(传统确定性调度模型)的性能指标对比如图 4 所示。

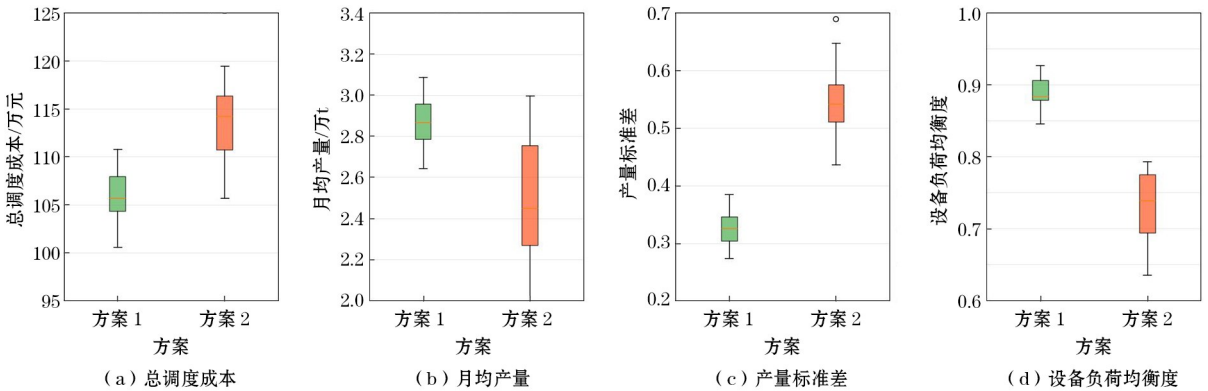


图 4 各方案的性能指标对比

Fig.4 Performance indicators comparison of each scheme

由图 4 可知,方案 1 在成本控制、产量提升与稳定性、设备负荷均衡度等方面均优于方案 2。具体而言,方案 1 的总调度成本降低了 5.97%,月均产量提高了 16.53%,产量标准差降低了 41.82%,设备负荷均衡度提高了 23.61%。

(1) 成本优化分析。

方案 1 的总调度成本较方案 2 降低了 5.97%,主要得益于对不确定性的有效管理。以设备故障场景为例,当凿岩台车故障率从 1.2 次/周上升至 2.0 次/周时,方案 1 通过优化设备调度与维修计划,成本增幅仅为 9.8%,方案 2 则因缺乏不确定性应对能力,成本增幅高达 23.5%,这表明方案 1 能够更好地适应设备故障带来的影响,通过合理调配资源,降低生产损失。

(2) 产量稳定性分析。

方案 1 的产量波动显著小于方案 2,产量标准差降低了 41.82%,表明在矿石品位波动、设备临时故障、安全预警等不确定性因素影响下,MC-MOO 模型能够保持更高的产量稳定性。模型通过蒙特卡洛模拟生成的大量场景,提前制定多套产量保障策略,如品位下降时调整开采区域、设备故障时重新分配任务、安全预警时调整调度方案等,确保产量波动控制在较小范围。以透水风险场景为例,方案 1 通过实时监测水位变化,提前调整开采顺序与排水设备运行方案,将透水事故对生产的影响降至最低,产量损失为 5.2%。相比之下,方案 2 由于未考虑透水风险的不确定性,在发生透水事故时,产量损失高达 18.7%。

(3) 设备负荷均衡度分析。

由图 4 可知,方案 1 的设备负荷均衡度为 0.89,高于方案 2 的 0.72。各方案设备排产甘特图如图 5 所示。由图 5 可以看出,传统确定性调度模型的任务间隔不均,存在设备等待和作业重叠冲突风险;而 MC-MOO 模型的任务安排更紧凑有序,设备利用更均衡,各作业面进度更加协调。

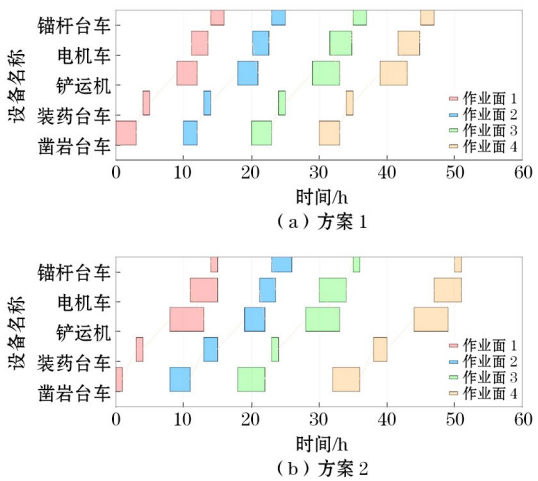


图 5 各方案设备排产甘特图

Fig.5 Gantt charts of equipment scheduling of each scheme

(4) Pareto 最优解对比分析。

方案 1 与方案 2 的 Pareto 最优解集可视化分析结果如图 6 所示,方案 1 的解在成本-安全风险平面上的分布更为均匀,且在低安全风险区域具有更多的可选方案。这说明方案 1 能够在不同风险偏好下,为决策者提供更丰富、更灵活的调度方案。

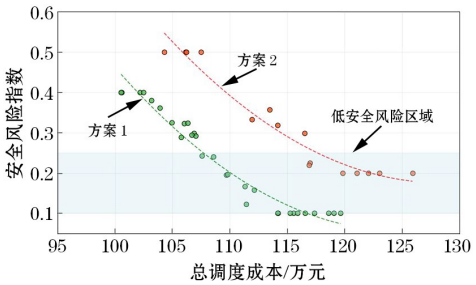


图 6 各方案的 Pareto 最优解集可视化分析结果

Fig.6 Visual analysis results of pareto optimal solution set of each scheme

综合分析表明,本文提出的 MC-MOO 模型在应对地下金属矿山生产不确定性时,能够显著提升调度决策的经济性、稳定性和设备管理整体效率。

5 结论

(1) 本研究提出的基于蒙特卡洛模拟的地下金属矿山多目标调度优化模型(MC-MOO),通过量化地质、设备、安全等不确定性因素,结合 NSGA-Ⅱ算法实现了地下金属矿山装备的动态调度优化。试验结果表明,相较于传统确定性调度模型,MC-MOO 模型的总调度成本降低了 5.97%,月均产量提高了 16.53%,产量标准差降低了 41.82%,设备负荷均衡度提高了 23.61%,有效验证了模型在应对生产不确定性方面的优势。

(2) 本研究构建了“概率建模-场景模拟-多目标优化”的完整框架,为金属矿山智能化调度提供了新方法论。通过蒙特卡洛模拟生成海量随机场景,结合多目标优化算法求解,克服了传统确定性调度模型对不确定性处理不足的缺陷,为矿山生产决策提供了更科学的依据。

(3) 模型在计算效率、数据适应性和复杂场景模拟等方面仍存在改进空间。未来研究应聚焦于算法优化、实时数据融合和复杂系统建模,进一步推动模型的工程应用,助力地下金属矿山向智能化、高效化方向发展。

参考文献(References):

[1] 王李管,任助理,潘传鹏,等.基于混合整数规划法的采场回采顺序优化分析[J].中国有色金属学报,2016,26(1):173-179.
Wang Liguan, Ren Zhuli, Pan Chuanpeng, et al. Optimization analysis of stope mining sequence based on mixed integer programming[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals,2016,26(1):173-179.

[2] Astrand M, Johansson M, Zanarini A. Underground mine scheduling of mobile machines using constraint programming and large neighborhood search[J]. Computers and Operations Research,2020,123:105036.

[3] Campeau L P, Gamache M. Short-term planning optimization model for underground mines[J]. Computers and Operations Research,2020,115:104642.

[4] Sun Y, Yao P Y, Shui D D, et al. Uncertain optimal model and solving method to platform scheduling problem in battlefield [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2016,27(1):157-165.

[5] 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.

[6] 刘威,郭直清,黄敏,等.基于 MCMC 算法的露天矿典型设备故障预测方法研究[J].煤炭科学技术,2019,47(10):51-57.
Liu Wei, Guo Zhiqing, Huang Min, et al. Research on fault prediction method of typical equipment in open-pit mine based on MCMC algorithm [J]. Coal Science and Technology,2019,47(10):51-57.

[7] 顾清华,王燕,王倩,等.基于 ISSA-XGBoost 模型的多特征融合露天矿卡车行程时间预测[J].有色金属(矿山部分),2024,76(1):1-10.
Gu Qinghua, Wang Yan, Wang Qian, et al. Multi-feature fusion open pit mine truck travel time prediction based on ISSA-XGBoost model [J]. Nonferrous Metals (Mining Section),2024,76(1):1-10.

[8] Bargawa W S, Tobing R F. Iron ore resource modeling and estimation using geostatistics [C]//2nd International Conference on Earth Science, Mineral, and Energy. Baltimore: AIP Publishing,2020,2245(1):070016.

[9] Liu Z N, Yu X Y, Jia L F, et al. The influence of distance weight on the inverse distance weighted method for ore-grade estimation[J]. Scientific Reports,2021,11(1):2689.

[10] 周科平,翟建波.改进蚁群算法在地下矿山运输路径优化的应用[J].中南大学学报(自然科学版),2014,45(1):256-261.
Zhou Keping, Zhai Jianbo. Application of improved ant colony algorithm in route optimization of underground mine's transportation [J]. Journal of Central South University (Science and Technology),2014,45(1):256-261.

[11] 李国清,侯杰,胡乃联.地下矿山生产接续与设备调度集成优化模型[J].工程科学学报,2018,40(9):1050-1057.
Li Guoqing, Hou Jie, Hu Nailian. Integrated optimization model for production connection and equipment dispatching in underground mines[J]. Chinese Journal of Engineering,2018,40(9):1050-1057.

[12] 阮顺领,金裕,李发本,等.基于人工鱼群神经网络进化的露天矿卡车优化调度研究[J].矿业研究与开发,2021,41(8):154-160.
Ruan Shunling, Jin Yu, Li Faben, et al. Research on truck optimal scheduling in open-pit mine based on artificial fish swarm neural network evolution[J]. Mining Research and Development,2021,41(8):154-160.

[13] Aalian Y, Gamache M, Pesant G. Short-term underground mine planning with uncertain activity durations using constraint programming[J]. Journal of Scheduling,2024,27(5):423-439.

[14] 侯杰,王浩,陈连韫,等.地下金属矿开采装备短间隔智能调度体系研究[J].金属矿山,2024(1):64-71.
Hou Jie, Wang Hao, Chen Lianyun, et al. Short interval intelligent scheduling framework of mining equipment for underground metal mine[J]. Metal Mine,2024(1):64-71.

[15] 周斌,唐丽均,刘世森.基于遗传算法的井下车辆路径规划设计[J].煤矿机械,2022,43(1):23-26.
Zhou Bin, Tang Lijun, Liu Shisen. Design of path planning for underground vehicle based on genetic algorithm[J]. Coal Mine Machinery,2022,43(1):23-26.

[16] 马朝阳,李国清,李京娥,等.基于蒙特卡洛模拟的境外矿业投资风险分析[J].工业技术经济,2019,38(3):110-115.
Ma Zhaoyang, Li Guoqing, Li Jing'e, et al. Risk Analysis of overseas mining investment based on monte carlo simulation [J]. Journal of Industrial Technology and Economy,2019,38(3):110-115.

[17] Ahmed H M, Adewuyi S O, Ahmed H A M. Continuous cash flow modelling for economic evaluation and risk analysis in mine planning using monte carlo simulation[J]. Journal of King Abdulaziz University:Engineering Sciences,2024,34(2):81-93.

[18] 王其虎,徐天超,张国权,等.大冶铁矿-360 m 中段接续开采采场回采设备调度优化[J].矿业研究与开发,2024,44(11):31-37.
Wang Qihu, Xu Tianchao, Zhang Guoquan, et al. Optimization of mining equipment scheduling for continuous mining in the -360 m middle section of Daye Iron Mine[J]. Mining Research and Development,2024,44(11):31-37.

[19] 王其虎,徐天超,张增贵,等.大冶铁矿两中段接续开采关键工序设备调度和采场布置优化[J].矿业研究与开发,2025,45(2):17-24.
Wang Qihu, Xu Tianchao, Zhang Zenggui, et al. Optimization of equipment scheduling in key process and stope layout in two-section continuous mining of Daye Iron Mine [J]. Mining Research and Development,2025,5(2):17-24.