



考虑品位不确定性的地下矿山生产计划优化模型

黄树巍^{1,2}, 胡乃联^{1,2}, 李国清^{1,2}, 侯杰^{1,2}

(1. 北京科技大学 土木与资源工程学院, 北京 100083;
2. 金属矿山高效开采与安全教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对传统矿山生产计划编制忽略品位不确定性造成的地质资源风险问题, 提出构建基于条件模拟和随机规划的地下矿山生产计划风险集成优化模型。条件模拟以一组等概率的矿体模拟实现反映品位估值的不确定性, 并通过随机规划将地质品位风险的量化评估直接集成到矿山生产计划优化建模过程。在最大化经济收益的同时有效衡量和降低由于地质不确定性带来的风险, 提高生产计划的可行性, 实现生产计划编制的科学可靠和合理有效。以某地下黄金矿山的生产计划编制为应用案例, 对未来 12 个时期的生产计划进行优化。结果表明: 模型在优化经济效益的同时可对地质风险进行有效管控, 为矿山生产计划中地质风险评估提供新的方法。

关键词: 品位不确定性; 直接序贯模拟; 随机规划; 生产计划; 地下矿山

文章编号: 1004-0609(2020)-12-2996-10

中图分类号: TD853

文献标志码: A

矿山生产计划在企业管理中占着举足轻重的地位, 为了使矿山企业的生产经营更合理, 减少损失, 提高经济效益, 企业管理者就需要对矿山生产做出合理规划以指导矿山的生产和运营^[1]。随着运筹学、计算机技术在解决矿山生产问题中的广泛应用, 各类数学规划及算法的研究已在露天矿方面取得了很大进展, 并成功应用于某些露天矿生产计划软件。地下矿山生产计划问题较露天开采更为复杂, 研究也较为滞后^[2]。

针对地下矿山生产计划优化模型研究, 李事捷等^[3]在综合考虑矿石供应需求和技术条件基础上, 建立了辅助采矿计划编制的线性规划模型。NEHRING 等^[4-5]采用混合整数规划对分段崩落采矿法的中、短期生产计划问题进行了深入研究, 实现了模型优化结果和求解效率的提高。胡乃联等^[6-7]将智能算法应用于地下矿山生产计划优化, 实现了多金属地下矿山生产计划的动态编制。然而, 上述优化模型皆在不同程度上存在着局限和不足。其中一个重要问题就是矿山的生产计划优化是在确定性条件下进行的, 忽略了矿山生产本质是一个地质信息不明确和存在风险因素的不确定性系统。

事实上, 地质资源风险一直以来是一个众所周知

但始终未能很好解决的问题。2000 年, VALLEE^[8]研究指出 60% 的被调研矿山的平均产量低于早年设计产能的 70%, 而造成这些偏差的主要原因主要来自于矿产资源的地质不确定性。胡先莉等^[9]通过对比克里格和序贯模拟在储层建模中的应用, 指出条件模拟可以克服克里格的平滑效应, 并提供多个可选模拟结果以反映区域变量的结构性和随机性。同样, RAVENSCROFT^[10]表示条件模拟的随机特性, 可用于矿山生产计划研究的地质风险评价。并研究指出传统以单一矿体估值模型作为矿山生产计划优化输入的方法得到的优化结果, 在实际生产过程中实现概率过低^[11]。2005 年, RAMAZAN 和 DIMITRAKOPoulos^[12-13]将随机整型规划(SIP)引入到矿山生产计划优化研究, 以条件模拟实现作为输入, 将地质不确定性集成至露天矿生产计划优化过程, 证明了 SIP 模型在提高经济效益和提供风险评估方面的优势。随后多位学者在条件模拟和随机规划方面做了研究^[14-15], 结果表明, 集成地质风险的矿山生产计划优化模型能在保障经济收益的同时有效降低由于地质不确定性带来风险影响, 并提出了一些风险预测与量化评估方法。

然而, 目前国外对于风险集成研究主要集中于露天矿的生产开采规划, 国内研究较少, 同时随机整型

模型(SIP)对于地下采场的开采规划过于粗放。针对上述问题, 本文在基于条件模拟和随机规划理论的基础上, 对由于品位不确定性导致的生产计划风险进行分析, 综合考虑矿山开采过程中的资源、开采能力、空间等约束条件, 以矿山经济收益最大、预期生产目标偏差最小、风险最低可靠程度最高为优化目标, 采用随机混合整数规划(SMIP)构建地下矿山生产计划风险集成优化模型。并以国内某大型地下黄金矿山为工程背景, 进行模型的验证与实际应用研究。

1 基于条件模拟的地质风险分析

1.1 基于条件模拟的风险集成优化过程

钻孔数据是稀疏和离散的点状信息, 对于确定一个特定翔实的三维矿体而言, 信息量是远远不足的。矿体块体模型作为优化模型的主要输入数据, 其品位、矿石量等信息的准确性直接影响块体金属含量, 进而影响块体经济价值, 最终反映到矿山的生产计划。

传统视角下矿山生产计划优化所依赖的基础数据均基于某一储量计算方法(距离幂次反比法、克里格法等)所得到的单一确定性矿体估值模型。忽略了矿山作业对象其本质是深埋于地下难以精确描述的矿产资源, 具有相当的复杂性、模糊性、空间性和不确定性等特点。风险集成优化模型构建, 以条件模拟得到的一组等概率的矿体实现作为矿山开采规划的输入, 将地质不确定性分析直接集成至矿山生产计划优化过程, 优化结果可准确衡量和评估生产规划中的地质不确定性风险^[16], 如图1所示。

1.2 基于直接序贯模拟的矿体品位估值

条件模拟是地质统计学中继克里格估值之后迅速

发展的一个新方法, 是地质统计学的重要组成部分之一, 在储层建模中得到了深入应用^[17-18]。条件模拟思路主要分为误差模拟和序贯模拟两种, 常用的有直接序贯模拟(DSSIM)、序贯高斯模拟(SGSIM)和序贯指示模拟(SISIM)。其中, 直接序贯模拟可在不进行指示编码或高斯转换的条件下实现连续属性的模拟, 为使用带来很大的自由度, 同时模拟算法在运行速度方面有很大优势。

直接序贯模拟思路^[19]: 首先将研究区域网格化, 通过克里格法求得网格结点处的均值及方差, 然后沿着随机访问路径序贯地求出各网格点的局部条件概率并从中抽取模拟值。在计算条件概率分布时, 除原始数据外本次计算之前的模拟结果也作为已知条件加入到模拟过程。由概率论可知, 通过如下 N 个单变量的条件累积分布函数可唯一确定联合分布:

$$\begin{cases} Z_1 \sim \text{Prob}\{Z_1 < z_1 |_{(n)}\} \\ Z_2 \sim \text{Prob}\{Z_2 < z_2 |_{(n+1)}\} \\ \dots \\ Z_N \sim \text{Prob}\{Z_N < z_N |_{(n+N-1)}\} \end{cases} \quad (1)$$

根据给定的 n 个原始数据, 从条件累积分布函数中抽取一个样本 Z_1 , 将 Z_1 作为新的条件数据加入到原始数据中, 成为 $n+1$ 个条件数据, 以此类推条件数据不断增加, 这样序贯得到 N 个随机变量, 最后可以得到 N 个随机变量的联合实现。对于下一个实现的计算, 首先在待估区域上只保留原始数据点, 然后随机选择一条新的序贯路径。因此, 除了原始数据点外, 重新序贯路径时, 所有待估点上的新值都与上一次不同。因此采用序贯模拟理论上可以计算足够多的矿体模拟实现, 而各实现之间的差别正是空间不确定性的反映。直接序贯模拟一般过程如图2所示。

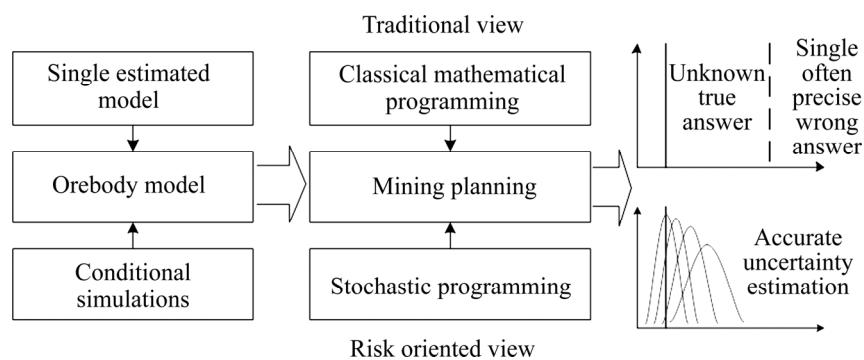


图1 风险集成优化过程

Fig. 1 Process of risk-integrated optimization

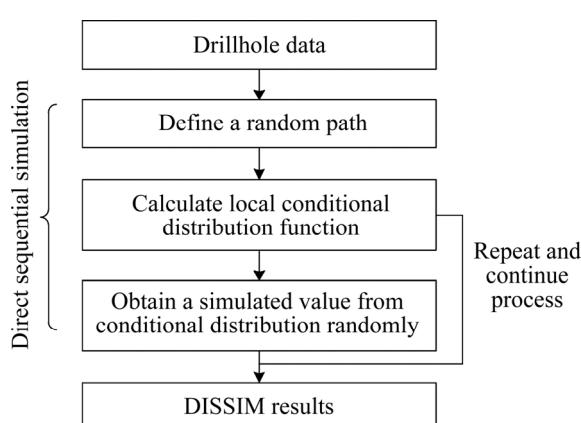


图2 直接序贯模拟计算过程

Fig. 2 Process of direct sequential simulation

2 基于品位不确定性的地下矿山生产计划风险集成优化模型

2.1 问题描述

充填采矿法是指伴随落矿、运搬及其他作业的同时，用充填料充填采空区的采矿方法。按矿块结构和回采工作面推进方向的不同可分为上向分层充填法、下向分层充填法和嗣后充填采矿法。充填法和房柱法结合可以组成最灵活的地下开采方式，其特点是矿房自下而上分层回采，回采结束后及时进行充填以维护上下盘围岩稳固，并创造不断开采的作业平台条件。一个典型的地下矿山充填采矿法采场生产布局示意如图3所示^[20]。

为说明地质不确定研究在风险分析和评估方面的重要意义，本文针对充填采矿法开采规律和空间关系，构建地下矿山生产计划随机混合整数规划模型(SMIP)。从精细化角度出发，对采场回采工序设置一个整型变量用于控制各采场间生产的顺序衔接，一个连续变量用于精细化控制采场的生产安排。

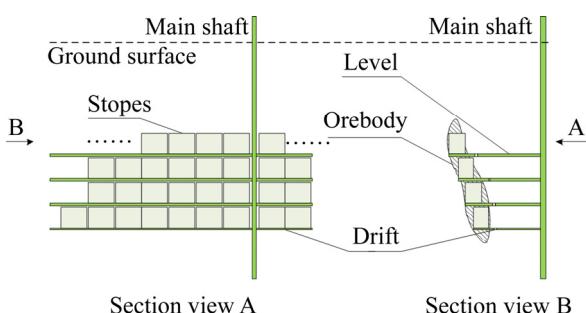


图3 采场生产布局示意

Fig. 3 Schematic diagram of stopes and level development layout

2.2 模型符号说明

2.2.1 角标定义

时间编号： $t=1, 2, \dots, T$ ；采场编号： $n=1, 2, \dots, N$ ；中段编号： $l=1, 2, \dots, L$ ；实现编号： $s=1, 2, \dots, S$ 。

2.2.2 变量定义

$e_n^t \in \{0, 1\}$ ，整型变量，当采场 n 在时期 t 开采时值为 1，否则为 0； $x_n^t \in [0, 1]$ ，连续变量，代表采场 n 在时期 t 所开采的部分，为 0 到 1 之间的小数值；与 e_n^t 关联，只有当 e_n^t 为非零值时 x_n^t 才为非零值； $A_n(J)$ ，采场 n 的相邻采场集合， J 是集合内的相邻采场总个数； $L_l(M)$ ，中段 l 内的采场集合， M 是集合内的同一中段上采场总个数。

2.2.3 参数定义

o_n 为采场 n 的矿石量； r^t 为时期 t 的总回收率，取 92.5%； p^t 为时期 t 的产品价格； ce_n^t 、 cp_n^t 、 cf_n^t 、 ch_n^t 分别为采场 n 在时期 t 的单位采矿、选矿、充填、运输成本； $c_{g,+}^t$ 、 $c_{g,-}^t$ 分别为时期 t 矿石平均品位偏离目标上下限的单位惩罚费用； $gDev_{s,+}^t$ 、 $gDev_{s,-}^t$ ，连续变量，分别为第 s 个实现在时期 t 采出矿石平均品位与目标上下限的偏差； $c_{o,+}^t$ 、 $c_{o,-}^t$ 分别为时期 t 采出矿石量偏离目标上下限的单位惩罚费用； $oDev_+^t$ 、 $oDev_-^t$ ，连续变量，分别为时期 t 采出矿石量与目标上下限的偏差； p_g 为地质品位条件模拟结果方差的单位惩罚费用； le_l^t 为整型变量，当取值 1 时，表示该中段内有采场处于活动状态，否则为 0； N_{le}^t 为最多同时活动中段个数，取值 4 个； N_e 为采场回采最长持续生产时期，取值 2 个生产期； i 为折现率，取值 8%； g 为地质风险折现率(GRD)。

2.3 目标函数构建

基于地质不确定性的地下矿山生产计划风险集成优化模型优化目标为：在最大化经济收益的同时最小化与预期生产目标间的偏差，减小由于地质不确定性带来的生产风险。目标函数由三部分组成，如式(2)所示，第一部分(Part 1)为净现值收益最大化，由总收入减去采矿、选矿及充填成本计算得到；第二部分(Part 2)为矿石量及品位与其目标偏差最小化，即最优生产计划应与各预期生产目标具有较小的偏差；第三部分(Part 3)为各采场矿石品位的条件模拟方差最小化，即模型应优先开采品位估值结果波动较小采场。Part 2 和 Part 3 用于保证最优生产计划方案的可靠性，降低由于品位不确定性带来的风险。单位惩罚费用及地质风险折现率一般根据研究问题的不同采用试错法进行

取值^[21]。GRD 用于控制规划期内产量及品位风险随时间的分布, 使模型尽可能在早期优先开采高品位和低风险的采场, 提高资金回收速度的同时保证矿石质量的高可靠性, 将低品位和高地质风险的矿石延迟至生产后期, 随后期生产勘探资料的补充, 再进一步规划开采。

$$\begin{aligned} \text{Max } & \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \left\{ [(o_n \times g_{n,s} \times r^t \times p^t - ce_n^t \times o_n - cp_n^t \times o_n - cf_n^t \times o_n - ch_n^t \times o_n) \times x_n^t] / (1+i)^t \right\} \quad \text{Part 1} \\ & - \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \left\{ [(c_{g,+}^t \times gDev_{s,+}^t + c_{g,-}^t \times gDev_{s,-}^t) + (c_{o,+}^t \times oDev_+^t + c_{o,-}^t \times oDev_-^t)] / (1+g)^t \right\} \quad \text{Part 2} \\ & - \sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N \left[\frac{(p_g \times gsvvar_n) \times x_n^t}{(1+g)^t} \right] \quad \text{Part 3} \end{aligned} \quad (2)$$

2.4 约束条件构建

式(3)和(4)分别为采矿能力和选矿能力约束, 受设备能力等限制, 各时期内的工作量不能超过最大生产能力约束; 式(5)为品位均衡约束, 保证各时期送至选厂的矿石品位处在合理的波动范围; 式(4)和(5)由传统严格约束改进为补偿(柔性)约束, 以寻求目标函数经济性和可靠性之间的平衡, 在尽可能小的违反约束条件下, 使目标函数的经济性大幅提高; 式(6)为采场时空关系约束, 公式约束当前活动采场与其相邻采场不能在同一时期内同时开采, 以减少顶板暴露面积及地压扰动, 降低采场回采的安全风险, 如图 4(a)所示; 式(7)对同时活跃的中段个数进行控制, 使得优化结果的生产区域更加集中, 避免设备频繁移动; 式(8)~(10)为变量约束, 其中式(8)联接采场回采的整型变量和连续变量; 式(9)为采场开采持续时间约束; 式(10)为决策变量约束, 保证在所有时期内采场仅被开采一次。

$$el^t \leqslant \sum_{n=1}^N (o_n \times x_n^t) \leqslant eu^t \quad \forall t \quad (3)$$

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^N (o_n \times x_n^t) - oDev_+^t \leqslant pu^t \\ \sum_{n=1}^N (o_n \times x_n^t) + oDev_-^t \geqslant pl^t \end{cases} \quad \forall t \quad (4)$$

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^N (g_{n,s} - gu^t) \times o_n \times x_n^t - gDev_{s,+}^t \leqslant 0 \\ \sum_{n=1}^N (gl^t - g_{n,s}) \times o_n \times x_n^t - gDev_{s,-}^t \leqslant 0 \end{cases} \quad \forall t, \forall s \quad (5)$$

$$e_n^t + e_j^t \leqslant 1 \quad \forall j \in A_n(J), \forall n, \forall t \quad (6)$$

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^t \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m^k - le_l^k \right) \leqslant 0 & m \in L_l(M), \forall l, \forall t \\ \sum_{l=1}^L le_l^t \leqslant N_{le}^t & \forall t \end{cases} \quad (7)$$

$$x_n^t - e_n^t \leqslant 0 \quad \forall n, \forall t \quad (8)$$

$$\sum_{t=1}^T e_n^t \leqslant N_e \quad \forall n \quad (9)$$

$$\sum_{t=1}^T x_n^t \leqslant 1 \quad \forall n \quad (10)$$

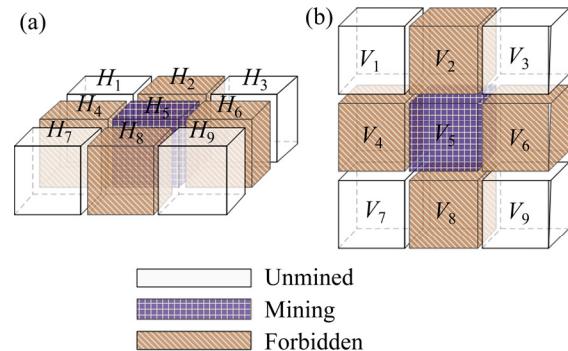


图 4 采场空间关系示意图

Fig. 4 Schematic representation of activities around stopes:
(a) Horizontal view of nine adjacent stopes; (b) Vertical view of nine adjacent stopes

3 案例验证

为验证模型在地下矿山长期生产计划优化应用中的可行性, 以我国山东某大型地下黄金矿山为工程实例进行应用研究。该地下矿采用上向分层充填采矿法进行开采, 矿床走向 NE45°, 倾向 SE, 倾角 30°~50°。经多年采矿方法和采场结构参数试验研究, 矿山已确定了最佳采场结构参数和开采方式。案例研究区域范围走向长 1300 m, 斜深 900 m, 包含分布在 8 个中段上的 200 余个采场, 采场尺寸长 50 m, 高 40 m, 宽度为矿体厚度介于 10~30 m 之间。图 5 所示为采场及矿体开拓工程示意图。

3.1 条件模拟实现及结果分析

通过对该矿床现有地质勘探数据进行整理, 得到地质数据钻孔 490 个, 样品 13967 个。经过统计分析、

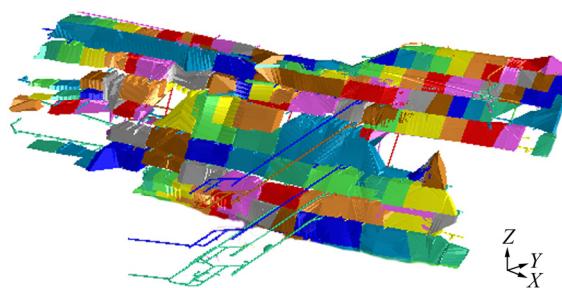


图 5 矿体及开拓工程示意图

Fig. 5 Schematic orientation of orebody

样品组合、数据处理等一系列过程建立地质数据库、矿体实体和块体模型；最后根据地质统计学原理对样本品位数据进行正态转换、变差函数计算及拟合后确定其最佳品位估值参数。研究采用普通克里格和直接序贯模拟两种方法进行品位估值计算，矿体块体模型块度为 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 。由于用于生产计划优化研究的矿体模拟实现个数在达到 15~20 次以上时，优化结果的敏感性已经不明显，因此，研究采用直接序贯模拟进行 20 次模拟实现，随机选取 3 次模拟实现结果与克里格估值结果对比，如图 6 及表 1 所示。

由上述结果可以看出，克里格法和直接序贯模拟结果都与原始数据较为接近。克里格法得到的插值结果其均值与条件模拟相比偏小，结果值域整体趋于平缓，无法恢复有可能取得的极大值或极小值。条件模拟方法得到的是一组等概率的随机实现，这组随机实现构成了待估点的取值分布，反应出了未知区域的取值范围及波动情况。同时，从标准偏差来看，直接序

贯模拟结果还较好地保持了原始数据场的空间相关性和概率分布特征。

3.2 优化模型实现及结果分析

将条件模拟结果带入随机优化模型中进行实例验证，为了对比基于条件模拟(DS)的生产计划优化在地质不确定性及风险分析方面的优势，在相同技术经济参数和风险控制参数下，对克里格(OK)估值结果进行了优化模型求解。优化模型技术经济参数及风险控制参数如表 2、表 3 所列。

结合矿山采场生产实际数据及模型优化参数，采用 Matlab 编写随机混合整数规划程序代码调用 IBM ILOG CPLEX 进行求解，工作机参数 Intel Xeon CPU E5-2670 v3 @ 2.30 GHz Processors/64 GB RAM，程序求解 gap 设置为 5%，多次计算平均时长控制在 20 min 以内。

3.2.1 优化结果分析

利用所构建的地下矿山长期生产计划随机规划模型，对基于克里格法的矿体估值结果(OK)及基于条件(直接序贯)模拟矿体结果(DS)分别优化求解，优化结果如图 7~9 所示。

图 7 所示为各时期矿石产量对比，灰色实线为基于条件模拟优化结果，黑色实线为基于克里格估值优化结果，可以看出优化结果均未超过最大采矿生产能力，且矿石量在各生产期内保持相对稳定(第一年设置为实现目标的 75%)。图 8 所示为各生产期平均品位及累积净现值对比，灰色实线为 20 次条件模拟实现在基于条件模拟优化下的结果分析。图 9 所示为各生产期采场生产规划结果对比。

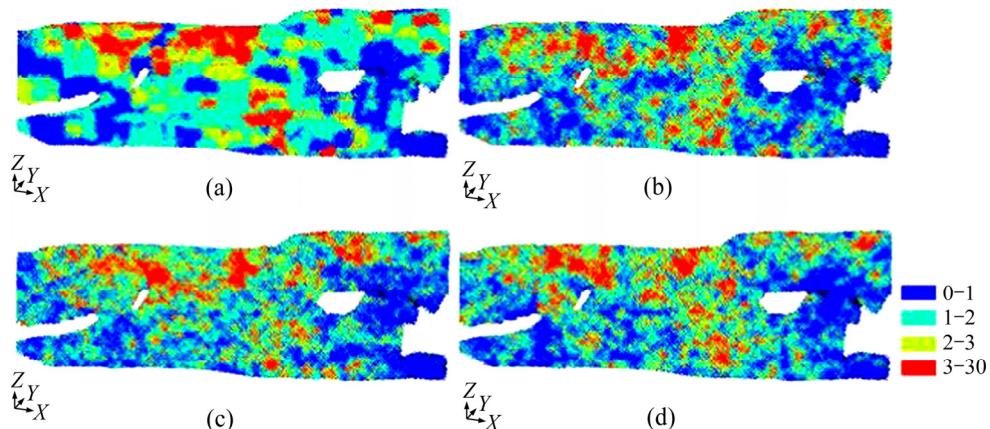


图 6 克里格及直接序贯模拟结果

Fig. 6 Sections of kriging model and direct sequential simulation realizations: (a) Ordinary kriging; (b) DSSIM #2; (c) DSSIM #11; (d) DSSIM #18

表1 克里格及直接序贯模拟结果

Table 1 Results of kriging and direct sequential simulation (DSSIM)

Item	Ore/Mt	Metal/t	Grade/(g·t ⁻¹)	Comparison/%	Variance
Drillhole data	—	—	1.77	—	2.43
Ordinary kriging	32.05	57.38	1.790	0	1.44
DSSIM #2	32.05	59.14	1.862	4.02	2.27
DSSIM #11	32.05	57.77	1.803	0.73	2.52
DSSIM #18	32.05	55.86	1.743	-2.63	2.22
E-type	32.05	59.02	1.842	2.88	0.90

表2 模型技术经济参数

Table 2 Technical and economic parameters

Item	Periods/a	Minig cost/(¥·t ⁻¹)	Processing cost/(¥·t ⁻¹)	Backfilling cost/(¥·t ⁻¹)	Transportation cost/(¥·t ⁻¹)	Metal price/(¥·g ⁻¹)	Mining capacity/(Mt·a ⁻¹)	Processing capacity/(Mt·a ⁻¹)	Grade bounds/(g·t ⁻¹)
DS	12	165	40	90	30	260	1.85	1.76–1.80	2.1–2.4
OK	12	165	40	90	30	260	1.85	1.76–1.80	2.1–2.4

表3 模型风险控制参数

Table 3 Risk parameters

Item	Number of realizations	Geologic risk discount rate/%	Ore production deviation cost/(t·¥ ⁻¹)	Grade deviation cost/(g·¥ ⁻¹)	Conditional variance cost/(unit·¥ ⁻¹)
DS	20	20	1000	160	800
OK	1	20	1000	160	800

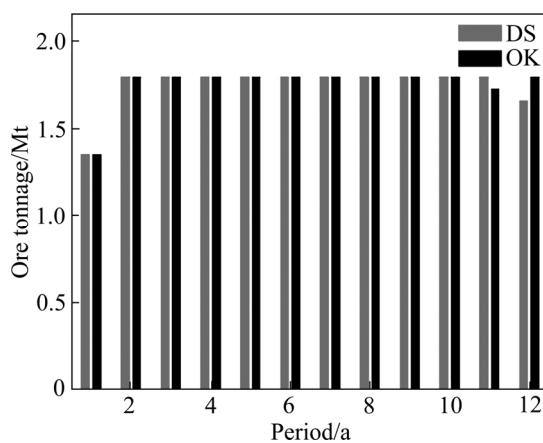


图7 各生产期矿石量

Fig. 7 Ore tonnage mined over 12 periods

综上可知, 基于随机混合整数规划的矿山生产计划优化模型可支持将条件模拟得到的一组矿体模拟实现作为输入进行生产计划优化。基于条件模拟矿体的模型优化结果与基于克里格估值的优化结果相差不大, 其结果的有效性和正确性得到保证。

3.2.2 优化风险分析

基于风险价值分析首先从条件模拟结果中选取最大值、可能值、最小值结果进行概率分析, 分别对应P10、P50、P90结果。图10(a)所示为各生产期平均品位概率分析, P10表示计算结果至少有90%的可靠性, 即达到该结果的概率为90%; 同理达到P90结果的概率为10%; P50为最有可能实现结果。依次可计算所有概率情况下收益, 概率曲线为生产决策的风险程度提供了量化方法, 让决策者确切地知道所制定的生产计划存在有多大的风险。图10(b)所示为各生产期平均品位盒图分析, 前6生产期平均品位的分布较为集中, 数据波动较小(最大为5.40%, 最小为-1.04%), 品位目标实现的概率较高; 生产后期, 盒须长度与盒子高度变大, 数据分布离散, 品位目标现的概率变低, 生产风险较大。

图11所示为各生产期累积净现值对比, 前6个生产期累积净现值分布较为集中, 数据波动较小(最大为3.23%, 最小为-1.62%), 盒图呈对称分布, 中值实现概率较高; 生产后期, 数据波动较大, 中值向下部偏

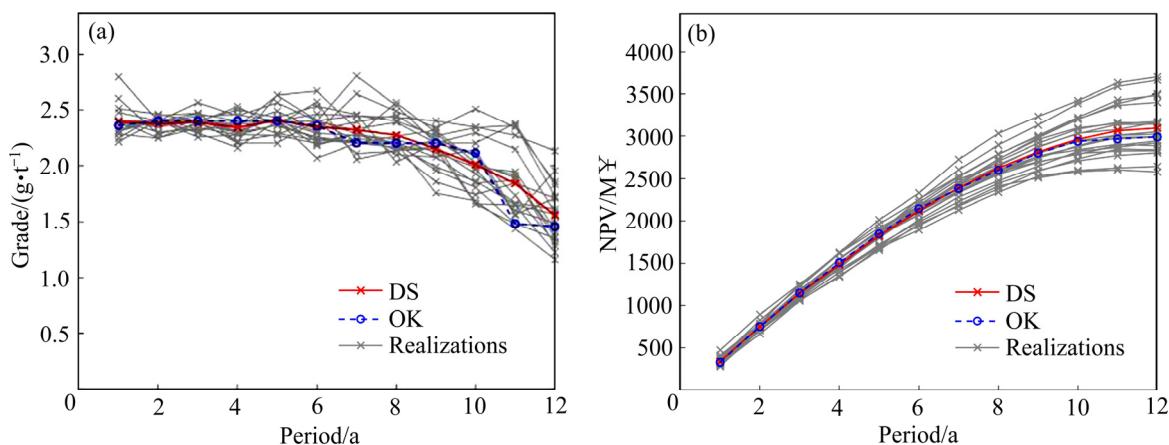


图 8 12 个生产期平均品位及累积净现值对比

Fig. 8 Average ore grade processed(a) and cumulative cash flow(b) over 12 periods

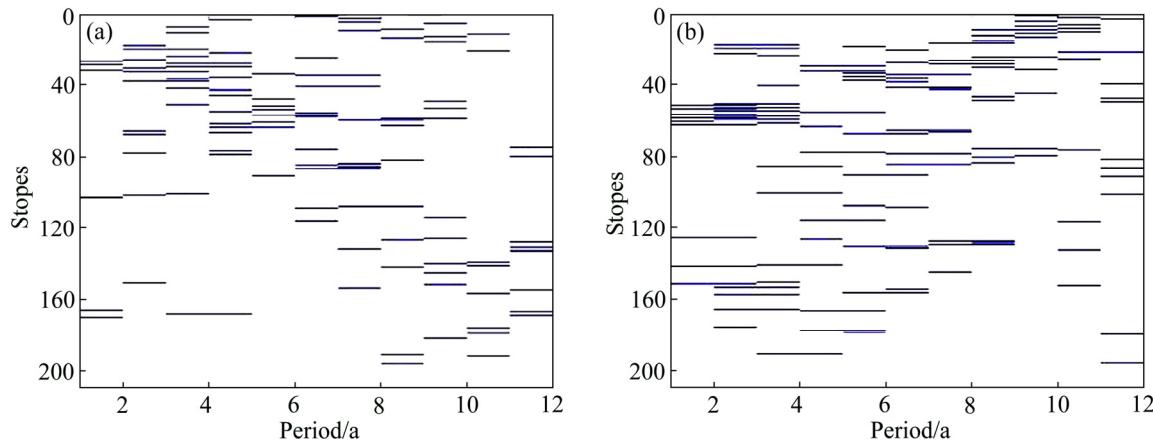


图 9 各生产期采场生产规划

Fig. 9 Stopes mining schedules: (a) OK schedule; (b) DS schedule

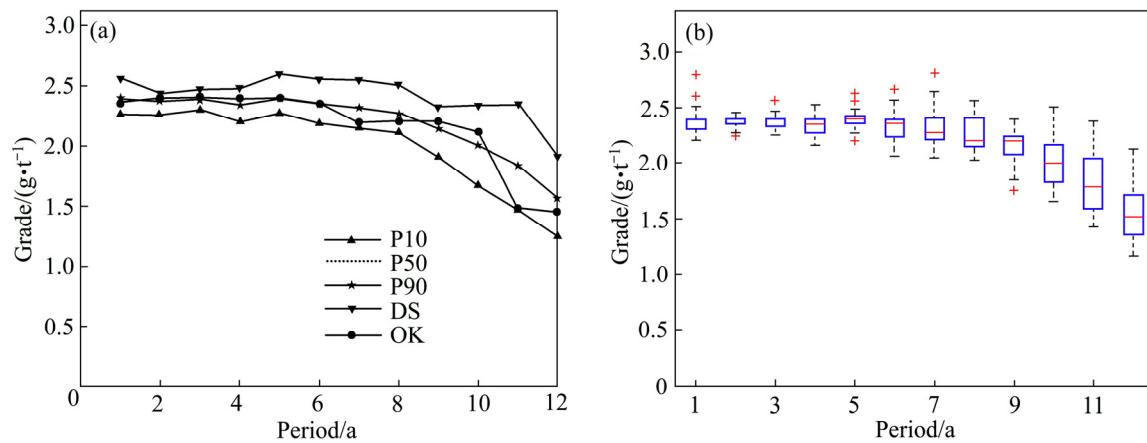


图 10 12 个生产期平均品位概率分析

Fig. 10 Probability analysis for ore grade over 12 periods

态, 预测结果实现概率偏低。图 12 所示为各生产期开采采场品位方差分布, 模型可优先选择品位方差较小的采场进行开采以降低品位不确定性带来的影响。基

于克里格法的单一确定估值矿体, 无法描述块体品位估值的精确程度, 在后续的生产计划优化中难以采取有效手段进行评估, 结果表现较差。

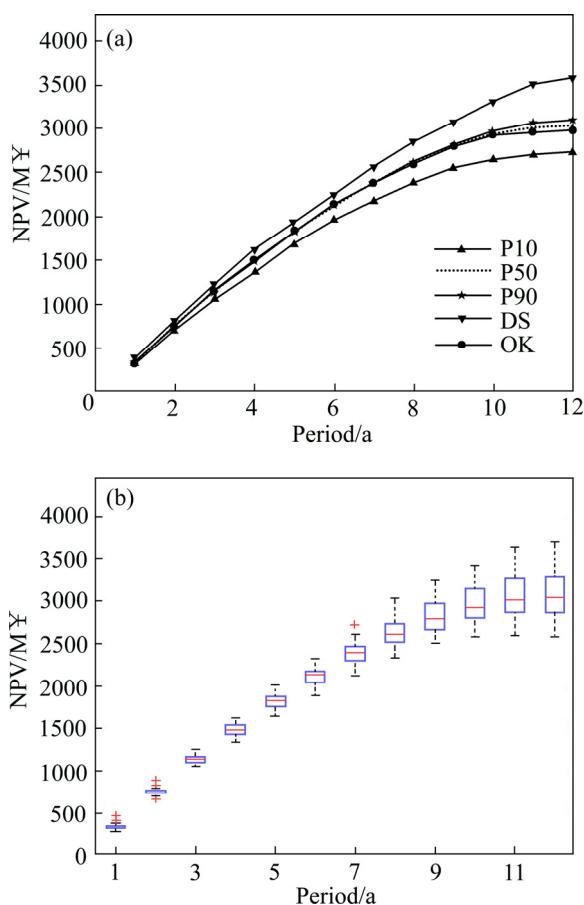


图 11 各生产期累积净现值概率分析

Fig. 11 Probability Analysis for cumulative cash flow over 12 periods

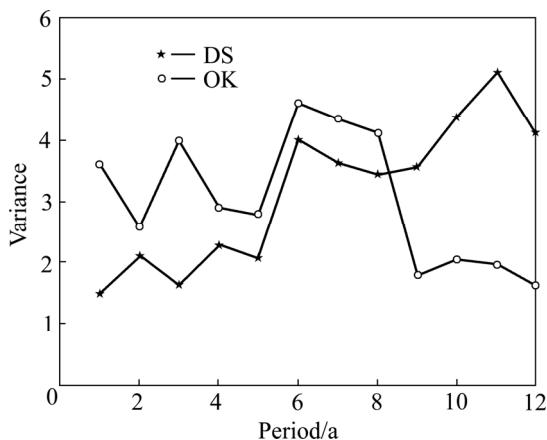


图 12 各生产期采场品位方差分析

Fig. 12 Grade variance analysis of stope mined over 12 periods

4 结论

1) 将直接序贯模拟应用于矿体品位估值中, 得到

多个矿体实现结果, 反映出了地质变量的结构性、随机性和不确定性。与克里格估值结果对比, 证明了条件模拟在矿体品位估值中的有效性。同时, 条件模拟方法克服了克里格法的平滑效应, 为描述真实的地质品位情况提供数据分析。

2) 基于条件模拟和随机混合整数规划的地下矿山生产计划风险集成优化模型框架, 将条件模拟得到的一组等概率矿体实现作为输入集成到生产计划优化过程, 采用连续和整型决策变量对采场回采进行精细管理, 在提高企业经济效益的同时降低由于地质品位不确定性带来的风险, 为矿山生产计划优化以及地质风险的量化评估提供了新的途径。

3) 实例应用结果表明, 优化模型可优先开采品位高风险低的采场, 将品位波动较大、地质风险较高的采场延迟到生产后期开采, 提高生产计划的可靠性和生产目标的可实现性。

REFERENCES

- [1] 王李管, 任助理, 潘传鹏, 陈 鑫. 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 Li-guan, REN Zhu-li, PAN Chuan-peng, CHEN Xin. Optimization analysis of stope mining sequence based on mixed integer programming[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2016, 26(1): 173–179.
- [2] 李国清, 李 宝, 胡乃联, 侯 杰, 修国林. 地下金属矿山采掘作业计划优化模型[J]. 工程科学学报, 2017, 39(3): 342–348.
LI Guo-qing, LI Bao, HU Nai-lian, HOU Jie, XIU Guo-lin. Optimization model of mining operation scheduling for underground metal mines[J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(3): 342–348.
- [3] 李事捷, 徐志宏. 线性规划法在采矿计划中的应用[J]. 金属矿山, 2009(4): 20–21.
LI Shi-jie, XU Zhi-hong. Application of linear programming approach in mining schedule planning[J]. Metal Mine, 2009(4): 20–21.
- [4] NEHRING M, TOPAL E, LITTLE J. A new mathematical programming model for production schedule optimization in underground mining operations[J]. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy, 2010, 110(8): 437–446.
- [5] NEHRING M, TOPAL E, KIZIL M, KNIGHTS P. Integrated short-and medium-term underground mine production

- scheduling[J]. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy, 2012, 112(5): 365–378.
- [6] 姚旭龙, 胡乃联, 周立辉, 李勇. 基于免疫克隆选择优化算法的地下矿山配矿[J]. 北京科技大学学报, 2011, 33(5): 526–531.
YAO Xu-long, HU Nai-lian, ZHOU Li-hui, LI Yong. Ore blending of underground mines based on an immune clone selection optimization algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2011, 33(5): 526–531.
- [7] 侯杰, 胡乃联, 李国清, 马朝阳, 李迪. 多金属地下矿山生产计划动态优化[J]. 工程科学学报, 2016(4): 453–460.
HOU Jie, HU Nai-lian, LI Guo-qing, MA Zhao-yang, LI Di. Dynamic optimization of production plans for multi-metal underground mines[J]. Chinese Journal of Engineering, 2016(4): 453–460.
- [8] VALLEE M. Mineral resource+ engineering, economic and legal feasibility=ore reserve[J]. CIM bulletin, 2000, 93(1038): 53–61.
- [9] 胡先莉, 薛东剑. 序贯模拟方法在储层建模中的应用研究[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2007(6): 609–613.
HU Xian-li, XUE Dong-jian. An application of sequential simulation to reservoir modeling[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2007(6): 609–613.
- [10] RAVENSCROFT P. Risk analysis for mine scheduling by conditional simulation[J]. Transactions of the Institution of Mining and Metallurgy. Section A. Mining Industry, 1992, 101: 104–108.
- [11] DIMITRAKOPoulos R, FARRELLY C, GODOY M. Moving forward from traditional optimization: Grade uncertainty and risk effects in open-pit design[J]. Mining Technology, 2002, 111(1): 82–88.
- [12] RAMAZAN S, DIMITRAKOPoulos R. Stochastic integer programming for optimizing of long term production scheduling for open pit mines with a new integer programming formulation[J]. Orebody Modelling and Strategic Mine Planning: Uncertainty and Risk Management Models, AusIMM, Spectrum Series, 2005, 14(1): 359–366.
- [13] RAMAZAN S, DIMITRAKOPoulos R. Production scheduling with uncertain supply: a new solution to the open pit mining problem[J]. Optimization and Engineering, 2013, 14(2): 361–380.
- [14] LEITE A, DIMITRAKOPoulos R. Stochastic optimization of mine production scheduling with uncertain ore/metal/waste supply[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2014, 24(6): 755–762.
- [15] BENNDORF J, DIMITRAKOPoulos R. Stochastic long-term production scheduling of iron ore deposits: integrating joint multi-element geological uncertainty and ore quality control[M]. Advances in Applied Strategic Mine Planning: Springer, 2018: 155–172.
- [16] DIMITRAKOPoulos R. Stochastic optimization for strategic mine planning: A decade of developments[J]. Journal of Mining Science, 2011, 47(2): 138–150.
- [17] JOURNEL A G. Geostatistics for conditional simulation of ore bodies[J]. Economic Geology, 1974, 69(5): 673–687.
- [18] 吴胜和, 李文克. 多点地质统计学——理论、应用与展望[J]. 古地理学报, 2005, 7(1): 137–144.
WU Shenghe, LI Wenke. Multiple-point geostatistics: Theory, application and perspective[J]. J Palaeogeogr (Chinese Edition), 2005, 7(1): 137–144.
- [19] BOURGAULT G. Using non-Gaussian distributions in geostatistical simulations[J]. Mathematical Geology, 1997, 29(3): 315–334.
- [20] HUANG S, LI G, BEN-AWUAH E, AFUM, B O, HU N. A robust mixed integer linear programming framework for underground cut-and-fill mining production scheduling[J]. International Journal of Mining, Reclamation and Environment, 2019: 1–18.
- [21] DIMITRAKOPoulos R, RAMAZAN S. Uncertainty based production scheduling in open pit mining[J]. SME transactions, 2004, 316: 106–112.

Optimization model of underground mining production scheduling with grade uncertainty

HUANG Shu-wei^{1,2}, HUNai-lian^{1,2}, LI Guo-qing^{1,2}, HOU Jie^{1,2}

(1. School of Civil and Resource Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. Key Laboratory of High-Efficient Mining and Safety of Metal Mines, Ministry of Education, Beijing 100083, China)

Abstract: Traditional mine planning optimization ignores the presence of geological uncertainty causing most of the mine forecasts to be unrealistic. To overcome these problems, a risk-integrated mine planning framework was presented to optimize the mining production schedule based on conditional simulation and stochastic mixed integer programming. With conditional simulation, the risks from grade uncertainty in ore reserves can be measured and managed through a set of equally probable orebody realizations. And stochastic programming allows the integration of grade uncertainty into the production scheduling optimization process directly. The stochastic optimization model presented herein is to maximize the net present value and minimize the risk of deviation from operating and financial targets simultaneously. To demonstrate the applicability of the formulation, a long-term production scheduling case study on an underground gold mining complex was implemented. The results show that the capability of the model to control the effects of grade uncertainty, which provides a new method for mining risk evaluation.

Key words: grade uncertainty; direct sequential simulation; stochastic programming; production scheduling; underground mine

Foundation item: Project(2018YFC0604400) supported by the National Key R&D Program of China

Received date: 2019-12-02; **Accepted date:** 2020-05-28

Corresponding author: LI Guo-qing; Tel: +86-13581737711; E-mail: qqlee@ustb.edu.cn

(编辑 王超)